

AI / Data

Technology Map

AI / Data Technology Map Vol.2

Introduction

サイバーエージェントの事業成長とともに、
事業で利用されている AI/Data 領域におけるテクノロジーは日々進歩してきました。
AI/Data Technology Map は、
サイバーエージェントのこれらのテクノロジー領域における取り組みを
様々な角度から知ってもらうための冊子です。



常務執行役員

内藤 貴仁 Takahito Naito

サイバーエージェントは AI 技術の研究・開発に非常に期待し力を入れています。この技術の将来が、そしてそれらを社会実装していく力が、我々の大きな競争力になると確信しているからです。私自身も、経済学、画像処理、自然言語処理、対話システム、音声認識・合成、ロボットなどの研究室に定期的に伺い、先生方と直接議論させて頂いています。

これまでいくつかの研究室と一緒に社会実装した技術、プロダクトが、数億円の利益を生み出した事例も出てきています。我々はこれからも、AI 技術の研究・開発、そしてデータの量や社会実装する力をしっかりつけていながら、アカデミアや社会の発展に長期的に貢献できるように取り組んでいきたいと思っています。



専務執行役員 技術担当

長瀬 慶重 Norishige Nagase

サイバーエージェントは創業来、インターネット産業の拡大とともに事業成長を続けてきました。インターネットが人々の生活環境を変えたように、AI 技術やデータ活用の発展は私達の生活にさらに大きな変革をもたらします。

当社が展開する、メディア事業・広告事業・ゲーム事業においても、AI/データでビジネスを加速させるために各専門のエンジニア・研究者が存在し、世界中の研究論文を日々キャッチアップし、高度な AI 研究技術を持ち実用化に積極的な研究室との産学連携を積極的に行い、研究開発を進めています。この AI/Data Technology Map では、サイバーエージェントが日々取り組む研究や、AI/データ活用について紹介しています。本冊子を通して当グループの知見を展開できることを願っています。

Index

Introduction 01

技術の俯瞰ページ 04

データで見るサイバーエージェント 08

サイバーエージェントでの
AI/DATA×Engineering 10

How We Work 14

AI事業本部 14

Media Data Tech Studio 16

メディア / ABEMA 18

SGE 20

CyberZ 22

CAM 24

タッブル 26

プロダクト情報 28

AI事業本部 / AI / CG

極予測 AI 28

極予測 TD 30

素材開発 / 極予測 AI 人間 32

極予測 LP 34

極予測 LED 36

Future Live / Virtual Shooting / Virtual Shop 38

Digital Twin Label 40

AI事業本部 / AI Shift

AI Messenger Chatbot 42

AI Messenger Voicebot 44

AI事業本部 / Dynalyst

Dynalyst 46

AI事業本部 / 小売 DX

小売アプリグロース / クーポン最適化 48

小売デジタル広告 50

CA スマート POP 52

位置データ BI プロジェクト 54

ミライネージ 56

データ・ワン 58

AI事業本部 / 医療 DX

MG-DX 60

AI事業本部 / 行政 DX / Govtech

センサス AI 62

AI事業本部 / ロボットサービス事業部

ロボットサービス事業 64

AI事業本部 / AI Lab

接客対話プロジェクト	66
ベクターグラフィックス研究開発	68
音声研究開発	70

AI事業本部 / AILab + Dynalyst

遅れ CV プロジェクト	72
文脈付きバンディット	74

AI事業本部 / AI Lab + GovTech

利用調整 AI	76
---------	----

メディア / ABEMA

推薦	78
検索	80
動画解析	82
広告	84

メディア / Ameba

Ameba	86
Ameba 広告	88

メディア / AWA

AWA	90
-----	----

タッブル

タッブル	92
------	----

CAM

Fensi Platform(ログ集計基盤&レコメンド)	94
-------------------------------	----

CyberZ

ACTech局	96
データ戦略室	98

SGE / SGE コア技術本部

AI 室	100
------	-----

メディア / 横軸基盤システム

Patriot	102
Zero	104
Phoenix (推薦基盤)	106
Nagato (検索基盤)	108
Orion	110
Corona (画像処理基盤)	112
Zumwalt (データアクセス基盤)	114
Annotator (アノテーション基盤)	116
Kafon	118
Hibiki	120

グループIT推進室

CIU ML Platform	122
-----------------	-----

社員インタビュー

CAM	124
AILab	128
AI 事業本部	132
ABEMA	136

産学連携

アウトプット実績

White Paper Project

編集

タッブル	140
DTL	144
DSC	148

技術の俯瞰ページ

Technology

効果検証

小売デジタル広告	50	データワン	58
MG-DX	60	ABEMA - 推薦	78
CyberZ - ACTech局	96	Ameba	86
CyberZ - データ戦略室	98	AWA	90
Dynalyst	46	Fensi Platform (ログ集計基盤 & レコメンド)	94
CAスマートPOP	52	小売アプリ改善 / クーポン改善	48
位置データ BI プロジェクト	54		
ミライネージ	56		

画像処理

極予測 AI	28	Corona (画像処理基盤)	112
素材開発 / 極予測 AI人間	32	Annotator (アノテーション基盤)	116
極予測 LP	34	Orion	110
センサス AI	62	Digital Twin Label	40
ベクタグラフィックス研究開発	68	タップル (推薦 / 健全化)	92
ABEMA - 動画解析	82	接客対話プロジェクト	66
Future Live / Virtual Shooting / Virtual Shop	38		

自然言語処理

極予測 TD	30	接客対話プロジェクト	66
素材開発 / 極予測 AI人間	32	音声研究開発	70
AI Messenger Chatbot	42	ABEMA - 検索	80
極予測 AI	28	SGE コア技術本部 - AI室	100
極予測 LP	34	Orion	110
AI Messenger Voicebot	44	Annotator (アノテーション基盤)	116

データマイニング

Dynalyst	46
小売アプリ改善/クーポン改善	48
データワン	58
文脈付きバンディット	74
Ameba	86
MG-DX	60
CyberZ - データ戦略室	98
AI Messenger Chatbot	42
ミライネージ	56
AWA	90
遅れCVプロジェクト	72
小売デジタル広告	50

レコメンド

極予測 LED	36
ABEMA - 推薦	78
AWA	90
タップル (推薦 / 健全化)	92
Fensi Platform (ログ集計基盤 & レコメンド)	94
Phoenix (推薦基盤)	106
ABEMA - 検索	80
Ameba広告	88

ニューラルネット

極予測 TD	30
センサス AI	62
ベクタグラフィックス研究開発	68
ABEMA - 動画解析	82
極予測 AI	28
素材開発 / 極予測 AI人間	32
極予測 LP	34

MLOps 基盤

Ameba広告	88
CIU ML Platform	122
極予測 TD	30
ABEMA - 推薦	78
Fensi Platform (ログ集計基盤 & レコメンド)	94
タップル (推薦 / 健全化)	92

ヒューマンコンピュータインタラクション

ロボットサービス事業部	64
接客対話プロジェクト	66
AI Messenger Voicebot	44

検索

ABEMA - 検索	80
Nagato (検索基盤)	108
Hibiki	120
AI Messenger Chatbot	42

屋内情報活用

CA SmartPOP	52
小売デジタル広告	50
ロボットサービス事業部	64

データアクセス

Zumwalt (データアクセス基盤)	114
CyberZ- ACTech局	96
Hibiki	120

大規模データ処理

ABEMA - 広告	84
Patriot	102
ABEMA - 動画解析	82

3DCG

Future Live / Virtual Shooting / Virtual Shop	38
Digital Twin Label	40

ストリーミング処理

Zero	104
Kafon	118
Ameba 広告	88

スキーママッピング

Zumwalt (データアクセス基盤)	114
CyberZ- ACTech局	96

強化学習

SGE コア技術本部 - AI 室	100
文脈付きバンディット	74

音声認識

AI Messenger Voicebot	44
音声研究開発	70

行動経済学

MG-DX ————— 60
利用調整 AI ————— 76

アノテーション

Annotator (アノテーション基盤) — 116
Hibiki ————— 120

位置情報

位置データ BI プロジェクト ——— 54

組合せ最適化

ミライネージ ————— 56

NoSQL

Zumwalt (データアクセス基盤) — 114

マッチングアルゴリズム

利用調整 AI ————— 76

音声合成

音声研究開発 ————— 70

モデレーション

Orion ————— 110

因果推論

小売アプリ改善/クーポン改善 — 48

マーケットデザイン

利用調整 AI ————— 76

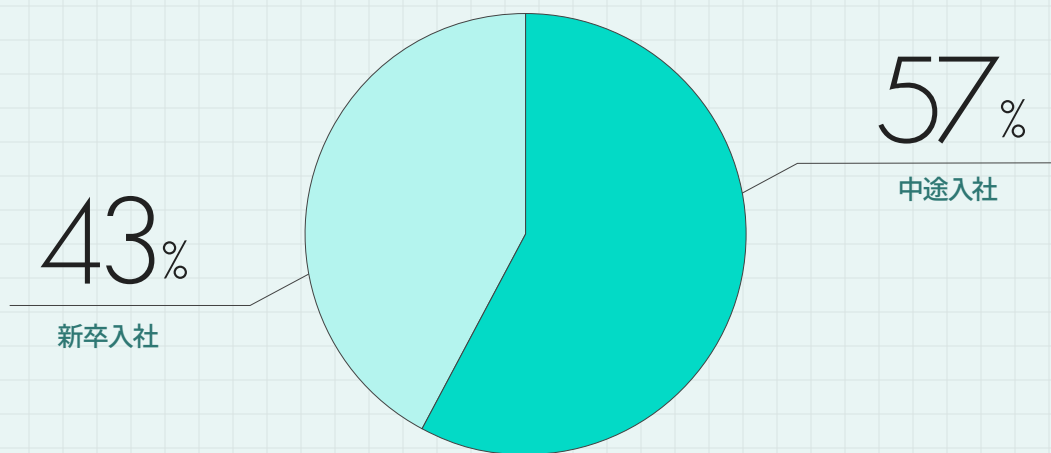
ゲーム AI

SGE コア技術本部 - AI 室 ————— 100

CyberAgent AI/Data

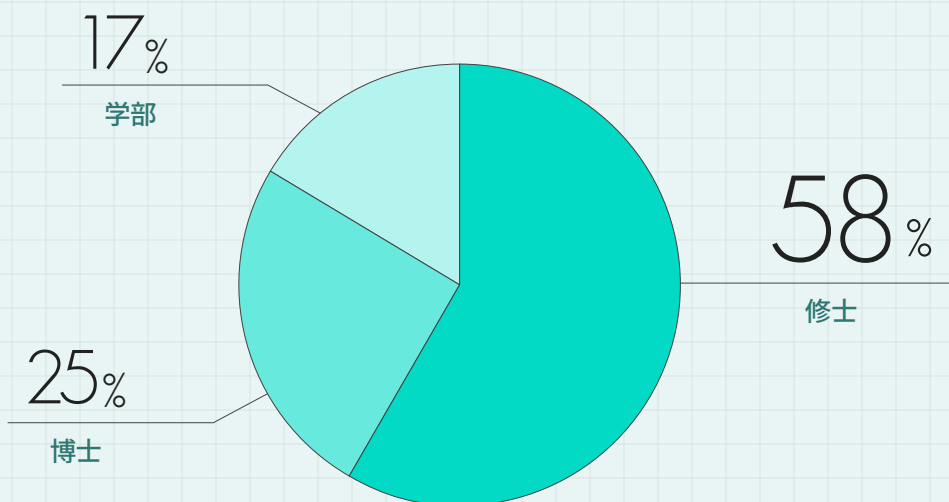
入社形態

新卒と中途の割合はほぼ5:5。入社問わず切磋琢磨し、多くの新卒エンジニアも活躍しています。



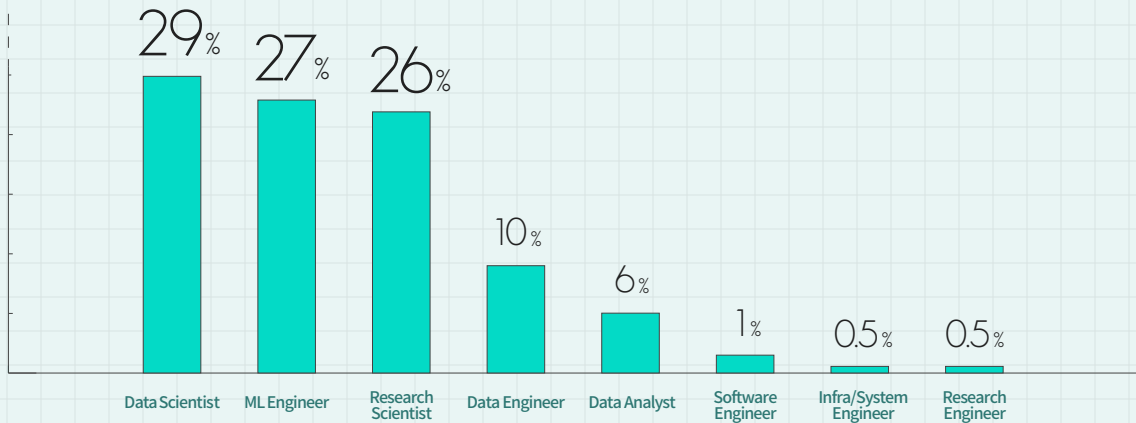
卒業

データに関わる業務を行なっている人は、修士卒以上の割合が多いのが特徴です。



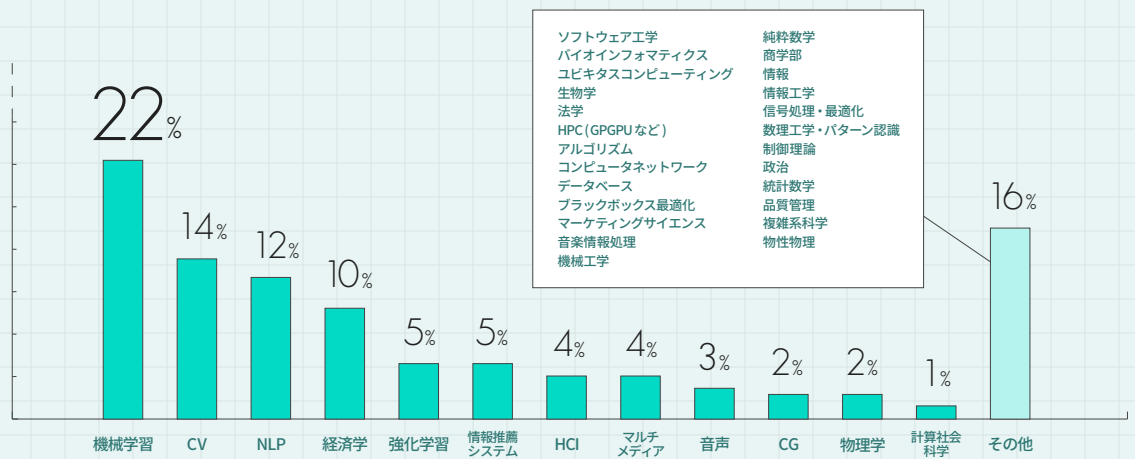
職種 (複数選択可)

データに関わる業務を行なっている人の職種は主に「Data Scientist」「ML Engineer」、研究職の「Research Scientist」です。「Data Analyst」「Data Engineer」等、様々な職種の方が活躍し、データを通して事業成長に貢献しています。

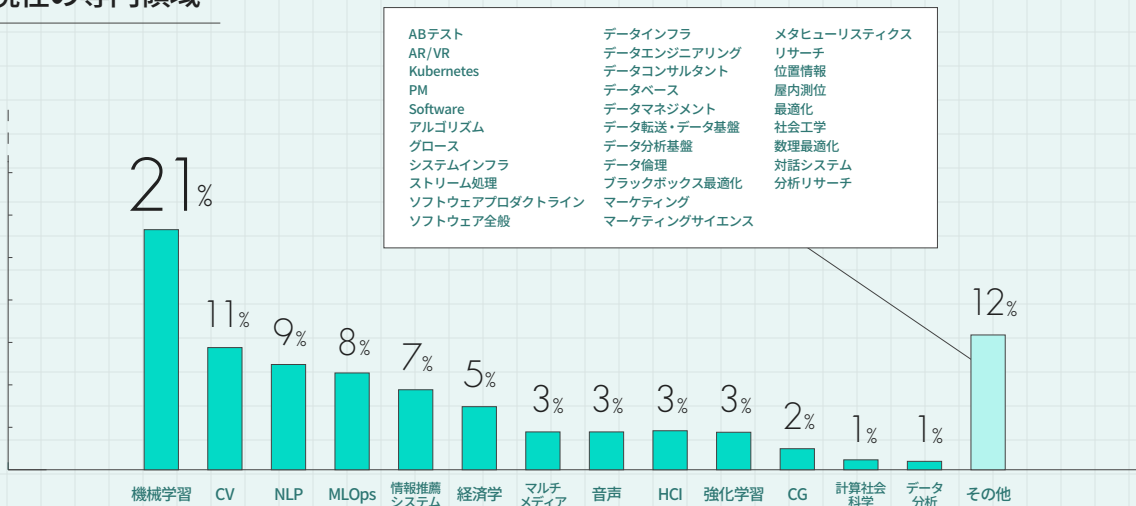


学生時代の専門領域

データに関わる業務を行なっている人の専門領域は「機械学習」をはじめ、「CV」「NLP」「経済学」「強化学習」「物理学」など、多岐に渡っています。幅広い専門領域の人が学生時代からの知識を生かして活躍しています！



現在の専門領域



サイバーエージェントでの

AI / Data X Engineering

AI / Data X Engineering



AI Lab AI事業本部

吉本 暁文 Akifumi yoshimoto

Research Scientist

2017年度新卒入社。自然言語処理を応用した広告製品開発に従事。2020年より音声研究に着手し、現在は音声合成・声質変換・音声認識に関する研究開発に取り組んでいる。デジタルツインレーベル、極予測 AI、AI Shiftと密に連携し、最新技術の効率的なプロダクト導入を進めつつ、関連する論文執筆も行う。また、完全自動対話研究センターを兼務し、柔軟な対話システムの構築を目指す。



AI Lab AI事業本部

兵頭 亮哉 Katsuya Hyodo

Research Engineer

2021年度中途入社。AI Lab Human Computer Interactionチームに所属。大阪大学大学院基礎工学研究科 招聘研究員。対象領域は、HCI / HRI / インタラクション / 対話システム / 機械学習 / 画像処理 / 自然言語処理モデル最適化や EdgeAI に特に強み。日常的に OSS へコミットし続けている。サイバーエージェントの Developer Expert。



DX 本部 AI事業本部

川瀬 英俊 Hidetoshi Kawase

ML Engineer

2012 年度中途入社。大学院生の頃の専門は素粒子物理学、博士課程を修了。入社後は広告配信プロダクトの開発に従事し、広告オークションの入札アルゴリズム実装や広告効果の予測モデル構築などに取り組んできた。物理学の知見を活用し、社会におけるさまざまな現象を数理的に記述する統計モデルに興味を持っている。



AI 本部 AI事業本部

石上 亮介 Ryosuke Ishigami

Data Scientist

2021年度中途入社。広告 LP を対象とした機械学習モデルをはじめとする、大規模マルチモーダルモデルの構築と事業応用に従事。これまでにないスケールの大規模データ & 大規模パラメータモデルを事業横断で活用していきけるよう日々取り組んでいる。AI事業本部ベストエンジニア賞を受賞。



グループIT推進本部
涌田 悠佑 Yusuke Wakuta

Software Engineer

2021年度新卒入社。ログ収集基盤や、NoSQLのスキーママッピングシステムの開発に従事。現在は特にログ収集基盤の新規開発に取り組んでおり、信頼性とスケーラビリティの高い基盤システムの開発を目的としている。最も関心のある分野は分散データベース。

Software Engineer



MDTS 技術本部
山田 瑠奈 Runa Yamada

Data Scientist

2021年度新卒入社。メディア事業のデータ活用組織「DSC (Data Science Center)」に所属し、データサイエンティストとして Ameba ブログのユーザーおよびコンテンツの分析・推薦システムの改善などを担当。

Data Scientist



MISC
森下 壮一郎 Soichiro Morishita

Research Scientist

2017年度中途入社。メディアサービスのユーザーデータ分析や社会的受容性の調査研究等に従事。博士(工学)。データ倫理教育に関して社外においても精力的に活動している。著書『データマイニングエンジニアの教科書』(編著)『よくわかるパーソナルデータの教科書』(編著)、放送大学「数理・データサイエンス・AIリテラシー講座 心得」第3回、第5回講師など。

Research Scientist

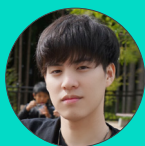


ABEMA
中野 貴広 Takahiro Nakano

Data Scientist

2021年度中途入社。ABEMAのユーザーデータ、コンテンツデータを活用し、KPI向上やサービス成長のための分析に従事。現在は、主に推薦システムにおけるモデルの改善やABテストの設計、事後評価のための分析を担当。

Data Scientist



ABEMA
山口 達輝 Tatsuki Yamaguchi

ML Engineer

2020年度中途入社。ABEMAのレコメンドシステムの開発を担当。ロジックの開発からレコメンド基盤の刷新、メタデータの拡充に至るまで、レコメンドによるサービスグロースを目指した各プロジェクトを推進。

ML Engineer



ABEMA

上岡 将也 Masaya Kamioka

ML Engineer

2019年度新卒入社。ABEMA ならではの課題に対し、コンピュータビジョン(主に動画解析)を活用したソリューションを自ら役員へ提案し、チームを発足。リーダーとしてプロジェクトを推進しながら、モデル開発、システムの設計・実装までを担当。

ML Engineer



ABEMA

渡部 裕晃 Hiroaki Watabe

ML Engineer

2018年度中途入社。ABEMA の検索チームに所属。検索に関わるシステムの開発・運用に従事。ABEMA の検索機能の改善だけでなく、ABEMA の他チームも使用できるような共通の検索基盤の開発も担当。

ML Engineer



DMG 株式会社 CAM

原 和希 Kazuki Hara

ML Engineer

2021年度新卒入社。入社1年目から早くも所属組織のもつ課題感を理解しつつ VertexAI を活用した MLOps 基盤構築を独力で実行。また全社横断のイベント運営や外部向けカンファレンスで登壇するなど、若手ながら八面六臂の活躍を見せている期待の ML エンジニア。

ML Engineer



コア技術本部 SGE

伊原 滉也 Koya Ihara

ML Engineer

2022年度新卒入社。SGEの横断技術組織であるコア技術本部において AI を活用したゲーム開発の効率化・自動化を推進する役割を担う。現在は主に、レベルデザイン効率化のため、自動ゲームプレイAIやカードゲームにおける最強デッキ探索の研究開発に従事。博士(工学)。NITech AI 研究センター客員助教。

ML Engineer



IU-Data Science Center IU 統括室

野口 大介 Daisuke Noguchi

Software Engineer

2013年度中途入社。株式会社 CAM が運営する多種多様なサービスにも対応できるデータウェアハウス設計から、レコメンドシステム開発、統計を駆使した AB テストまでこなす、スーパーデータエンジニア。

Software Engineer



DSC 技術本部
遠藤 洸貴 Koki Endo

Data Scientist

2017年度中途入社。ダブルにてデータ分析を担当。主にマッチングに関連する施策の定量的な評価を行えるように、実験計画の策定から、実験の実施、効果検証を行う。誰でも実験を扱えるように、標準化を進めている。ユーザにどのような機能を提供すればよいかを、データを通して明らかにしたいと考えている。



株式会社ダブル
高橋 優介 Yusuke Takahashi

Software Engineer

2013年度新卒入社。ダブルの VPoE としてエンジニアリング全体のマネージメントに携わる一方、マッチング最大化のための指標設計・仕様策定からデータ集計・活用に関する施策責任者として従事。ネイティブアプリからバックエンド実装まで幅広く解決できるエンジニア。

Software Engineer



ACTech局 株式会社 CyberZ
玉川 奨 Susumu Tamagawa

Product Manager

2014年度新卒入社。CyberZのアドテック組織であるACTech局のマネージャーとして、代理店の広告運用強化のための開発指揮をする一方、データ戦略室を立ち上げ、価値のあるデータの収集・データ分析・データの利活用や施策実施の提案まで、一貫通貫したデータ戦略を担当するデータサイエンスのスペシャリスト。



データ戦略室 株式会社 CyberZ
永堀 礼 Masashi Nagahori

Data Analyst

2018年度中途入社。CyberZデータ戦略室の立ち上げからデータアナリストとして参画し、事業側のデータ戦略から利活用までを一貫通貫して支援。マーケティング、CRM、オペレーション最適化等幅広い領域を戦略から検証のPDCAを高速で回すことで、事業 KPI に直接コミットするリサーチデザインのスペシャリスト。

Data Analyst



CIU Dev Division
漆田 瑞樹 Mizuki Urushida

Software Engineer

2018年度新卒入社。グループ IT 推進本部 CIU Dev Division 所属。プライベートクラウドのCycloudを生かしたサービスとしてKubeflowを用いた機械学習・推論基盤やKubernetesマネージドサービスの開発に従事。また、開発と並行して機械学習基盤のプロジェクトマネージメントも務める。現在は最新 GPU 導入に向けてノード間分散学習環境の検証・構築に奔走。

Software Engineer

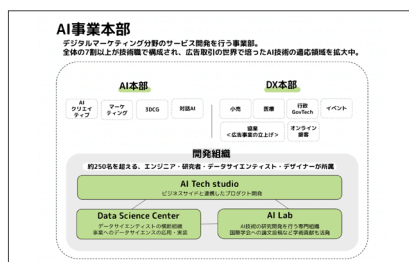
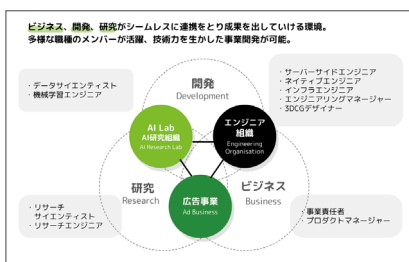
How We Work

AI事業本部

AI事業本部

AI事業本部は、組織全体の7割以上が技術職で構成されているサービス開発組織です。

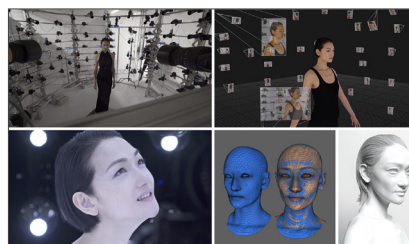
主に、AIを活用した広告クリエイティブの制作・マーケティング支援・対話サービスや小売・医療・行政領域のDX支援サービスなど、デジタルマーケティング分野をはじめとした約30の幅広い事業開発を行っています。また、部署内に研究開発組織「AI Lab」やデータサイエンティストの横断組織「DataScienceCenter」があることで、ビジネス・開発・研究がシームレスに連携を取りながら成果を出すことが可能です。



AI Lab

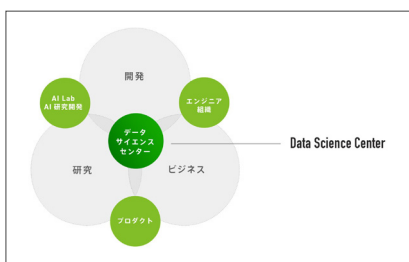
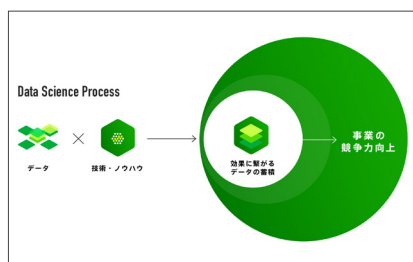
デジタルマーケティング全般に関わる、幅広いAI技術の研究開発を目的に2016年に設立。

ビジネス課題の解決と学術的貢献を目指して、機械学習や自然言語処理、計量経済学、コンピュータビジョン、強化学習、3DCGなどの各専門の研究者、エンジニアが日々研究・開発を行っています。所属研究員は50名を超え、国際学会への論文投稿をはじめとする学術貢献および、研究成果の社会実装を推進しています。また、約25以上の国内外の大学・学術機関との産学連携を強化し、研究・開発に努めております。



Data Science Center

プロダクト横断で構成された、「事業成果を生み出す」AI事業本部のデータサイエンス組織。各プロダクトにおけるDS施策の実行、ノウハウの共有に取り組んでいます。また「AI Lab」と連携し、提案手法を実プロダクトに導入、その結果が国際学会にて採択されるなどの事例も多数あります。



Culture

AI 事業本部では、最先端の技術をキャッチアップし、良いプロダクトを継続的に生み出せる組織を目指し、技術者向けの様々な施策・制度が行われています。自己成長を続けられるような、コミュニケーションの機会・技術共有の場・スキルアップに繋がる仕組みなどが多数あります。

産学連携

AI 技術の学術的発展と産業的貢献を目指し、現在およそ 25 以上の大学・機関と産学連携を行い、各分野におけるトップ研究者の方々と共同研究を進めています。研究成果を事業へと応用することで、より付加価値の高いプロダクト開発が出来るよう努めています。

国際カンファレンス参加・登壇

最新技術を取り入れることで組織全体の技術力向上や、事業領域の最新情報のキャッチアップを目的に、年間を通して重要な国際学会へ社員を派遣。聴講だけでなく、積極的に論文投稿や登壇などアウトプットを実施。国際トップカンファレンスでの採択・登壇も続いています。

Altech Developer Conference

AI 事業本部に所属するエンジニアによる社内向け技術カンファレンス。「各開発チームの導入技術を知る機会の創出」と「エンジニア同士の横の繋がりの強化」を目的として 2015 年に開始し、年に一度開催しています。

DSOps研修

2019 年から取り組んでいる DS/ML 職の新卒を対象にした独自の研修です。プロダクトのビジネスモデルを理解し、ビジネス価値の高いタスクに取り組める DS になることを目的にしています。

A*gang

「隣のプロダクトが (技術的に) 何やっているかを知りたい人が知れる状態を作る」をコンセプトにした社内版エンジニア Meetup をオンラインで月に 1 回開催。社員同士のコミュニケーションや技術共有が活発化しています。

AIスキルアップゼミ

大学における研究室やゼミのように少人数のチームでテーマに沿って研究活動を行う制度。専門性の高い技術をテーマとしたゼミが多く、データ分析・経済学・NLP・ロボット・エンジニアリングマネジメントなどをテーマとした 10 以上のゼミが常に活動しています。

How We Work

Media Data Tech Studio

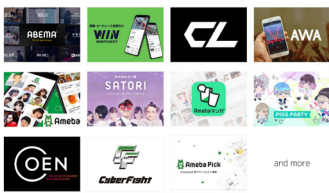
Media Data Tech Studio

Media Data Tech Studio はメディア事業のデータ活用を支える横断組織です。

組織内には、データ活用を加速させる基盤の研究開発を行う「Data Tech Lab」、各事業がビジネス分析やデータマネジメントを自走できるように支援する「Data Management Center」、データサイエンティスト・機械学習エンジニアの横軸組織「Data Science Center」が存在し、サービスから得られるデータを活用することで、メディアサービスの発展に寄与することを目的としています。

メディア事業のプロダクト

主に16サービスで20事業を展開



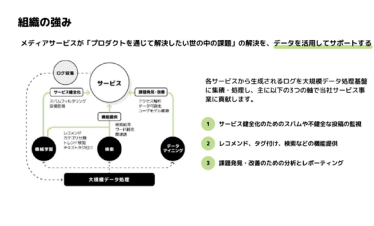
Media Data Tech Studio

メディア事業部のデータ活用を支える横断組織



組織の強み

メディアサービスがプロダクトを解決したい世の中の問題の解決を、データを活用してサポートする

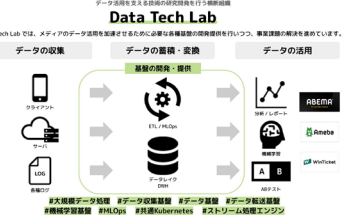


Data Tech Lab / Data Management Center

Data Tech Lab には、大規模データ処理や MLOps に専門性を持つエンジニアが所属し、メディアのデータ活用を加速させるために必要な基盤の開発を行っています。Data Management Center には、ビジネスアナリストや、データマネジメントに専門性を持つエンジニアが所属し、KGI 向上に向けた分析、データマネジメントなどの取り組みを、各事業チームが自走できるよう支援します。また、メディアサービスを安心・安全にご利用いただくため、情報倫理や計算社会学の研究にも取り組んでいます。

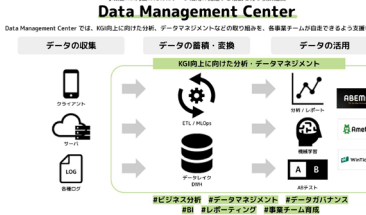
Data Tech Lab

データ活用を支える基盤の研究開発を行う横断組織



Data Management Center

事業部KGI向上のためにデータ活用に関連する活動を行う横断組織



研究活動（情報倫理・計算社会学）

メディア・サービスを安心・安全にご利用いただくため、情報倫理や計算社会学の研究にも取り組んでいます。

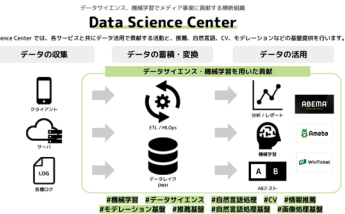


Data Science Center

Data Science Center では、各サービスと共にデータ活用で貢献する活動と、各サービスで実施した施策やプラクティスの共有にも積極的に取り組んでいます。また、メディアサービスのデータ活用を効率化させる目的で、推薦、自然言語処理、CV、モデレーションなどの基盤提供も行っています。各サービスでの、アウトプットをいかに事業成果に結びつけるか？そして、それをスケールできる状態にしていけるか？をテーマに活動しています。

Data Science Center

データサイエンス、機械学習でメディア事業に貢献する横断組織



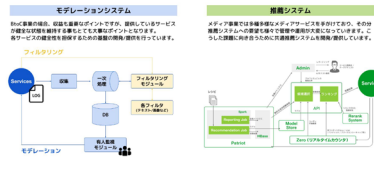
各サービスと“ワンチーム”になれるデータ活用組織を目指して

アウトプットをいかに事業成果に結びつけるか？そして、スケールできる状態にしていけるか、稼働を取り組むをしています。



メディアのデータ活用を支える機械学習システム

機械学習を活用した、メディアのレコメンド効率化や各サービスの安心・安全を支えるシステムの開発、提供を行っています。



Culture

「メディア事業への技術による貢献を前提」に、エンジニアの技術向上に対する支援や、他部署とのコミュニケーションの場の提供など様々な機会が提供されています。

国際カンファレンス参加

組織の技術力向上を目的とし、重要な国際カンファレンスへ社員を派遣しています。また、自社メディアサービスへの技術提供によって得た知見をアカデミアへ還元することを目的とし、様々なカンファレンスでの発表も積極的に実施しています。

共同研究

社会にある様々な課題についてメディアサービスを通じて解決することを目的に、アカデミアと協力し共同研究を実施しています。得られた研究成果は、ユーザーの皆様により安心・安全かつ豊かにご利用いただくためのプロダクト開発・改善に活かされています。

技術報告書

これまでの技術的な歩み・知見を社内外に発信するため技術報告書を作成しています。報告書という形でまとめることによって新たな示唆や発展を見出し、これをご覧になる多くの皆様と知見の共有および議論につながることを期待して制作しています。

技術共有会 / 勉強会

推薦、分析、CVなどの各技術領域ごとの共有会を実施しています。各サービス所属メンバーも含め、各技術領域に興味があるメンバー同士が集まって、各サービスでの適用事例やプラクティスの共有が活発にされています。

ABEMA

サイバーエージェントとテレビ朝日の共同出資により展開する株式会社 AbemaTV では、新しい未来のテレビ「ABEMA(アベマ)」を運営しています。「ABEMA」では、緊急速報をはじめとした 24 時間放送のニュースのほか、オリジナルのドラマや恋愛番組、アニメ、スポーツなど、多彩な番組をお楽しみいただけます。開局 6 年 5 ヶ月で 8,300 万 DL 突破。WAU (1 週間あたりの利用者数) は約 1,500 万前後を推移しています。



ABEMA におけるデータ活用

ABEMA Data Center(ADC) は ABEMA のデータ活用を推進する、ABEMA に特化したデータサイエンスの組織です。メンバーはデータ分析、事業部の意思決定をサポートしながらデータコンサルティングを行うデータアナリストと機械学習や統計など高度な分析、システム構築を行い、データサイエンティスト / 機械学習エンジニア、データレイク、データウェアハウス、データマートなどのデータ活用のためのデータガバナンスを整備するデータマネージメントのチームがあります。

「ABEMA Developer Conference 2021」を開催

2021 年 12 月 17 日 (金)「ABEMA」のエンジニア・クリエイターによる「ABEMA Developer Conference」が 3 年ぶりに開催されました。「WAVE」をテーマに 25 以上のセッションをオンライン配信し、ABEMA が取り組んできた挑戦の過程で得た知見を公開するとともに、この先「ABEMA」が目指す未来像を技術・サービスの両側面から紹介しました。

<https://www.cyberagent.co.jp/way/list/detail/id=26907>

Culture

「ABEMA」は現在 100 名を超えるエンジニアによって技術組織を構成していますが、「自由と責任」による開発者個人の裁量を最大化させるとともに、集団としての統制と同じ目標に向かうためのチームワークを重視し、それらを象徴する5つの行動指針を制定し、開発者が持つべき姿勢として推奨しています。一貫して伝えたいメッセージは真の「オーナーシップ」を持って専門性を発揮して欲しいということです。

Mission Statement

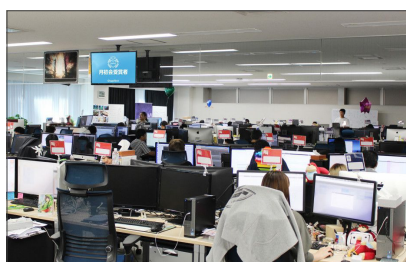
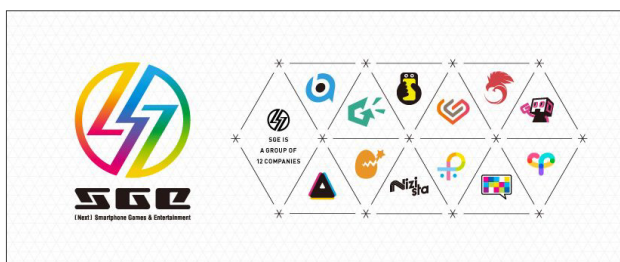
1. なぜ?から始めよう
2. プロの仕事をしよう
3. すべてのサービスを技術で前進させよう
4. チーム・アベマの意識を忘れない
5. 10年間進化し続けるサービスを創ろう

How We Work

SGE

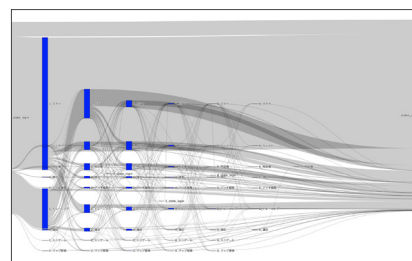
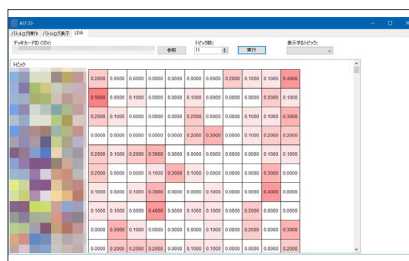
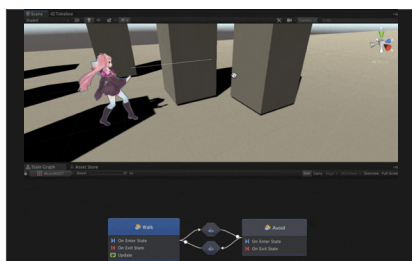
SGE

SGE は、ゲーム・エンターテインメント事業に携わる 10 社以上の子会社が所属する事業部です。子会社ごとに独自の戦略を取ることにより、それぞれの強みを活かした開発を進めています。そのため各社様々な特色があり、技術的な背景も異なります。子会社独自では解決できない問題や、事業部全体でカバーしたほうが良い技術の場合は子会社を横断した組織を結成することもあります。



ゲームにおける AI

ゲームにおいて AI を活用できる領域は様々あります。またゲームごとに必要とする AI テクノロジーも異なります。例えばカードバトル系であれば対戦 AI、デッキ探索 AI、レベルデザイン支援などが考えられます。また直接的な AI だけでなく、データ分析などのタスクもあります。それぞれのゲームで必要とする AI の要件を元に、各社で工夫しながら AI 開発をしています。



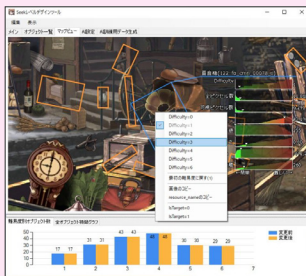
AI の推進

一般的なモバイルゲーム制作において AI は必ずしも必要ではなかったため、古典的な手法で解決してきました。近年のモバイルゲームの進化に伴い、ゲームの仕様が複雑になり、また画像などのアセットの量も膨大になるなど開発規模が大きくなりました。そのため AI を活用して効率化する試みが行われるようになりました。ところが実際の課題に直面しているのは非エンジニアなことがほとんどで、埋もれてしまうことがあります。そのため現場を知り、現場の運用に合わせた AI を設計・導入できるかが重要になってきます。

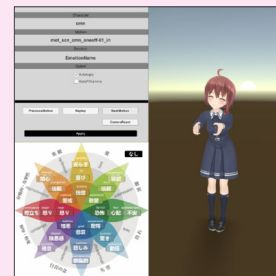
Culture

子会社独自で裁量を持って開発を行いつつ、子会社横断で行ったほうが良い施策や技術的な課題解決、ノウハウ共有は積極的に行っています。ゲームにおける AI の活用についても、事業部全体で勉強会やコンテストを開催しながら、様々な切り口で開発をしています。また、子会社を超えた活性化イベントなども活発に行われています。

間違い探しゲームのレベルデザイン支援ツール



シナリオのセリフから感情を推定したモーション付け

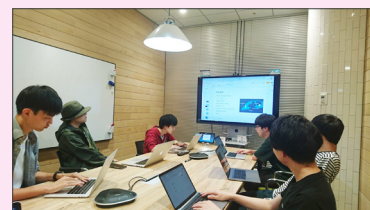


リリース前ゲームのテストプレイ

年間数回ほど管轄社員でメンバーを募り、バグの洗い出しやレビューなどを目的にリリース前ゲームのテストプレイを行っています。ユーザーより一足早くゲームを遊べる貴重な機会となっています。

有志の AI 勉強会の様子

コロナ禍はオンライン開催が主流です。



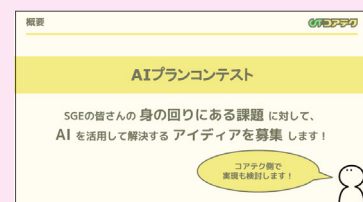
活性化イベント

SGE では交流やノウハウ共有などを目的とした社内活性化イベントを不定期で開催しています。毎回社員が本気で取り組むので盛り上がっています。



AI プランコンテスト

ゲーム開発における課題の発掘と AI 活用の意識上げを目的に、AI プランコンテストを不定期で開催しています。

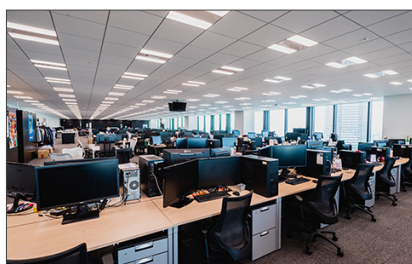


How We Work

CyberZ

CyberZ

CyberZは広告事業から始まりました。現在では、広告だけでなくメディア (OPENREC.tv)、新規事業 (eスポーツ「RAGE」や、フィギュア事業をおこなう「eStream」等) と幅広く展開しています。広告効果計測ツール「F.O.X」(2019年に事業譲渡) での、高トラフィックかつ膨大なデータの活用実績を各プロダクトに活かし、データで事業に貢献しています。



AC Tech 局

CyberZの主幹事業である広告代理事業では、膨大なデータを活用し、事業に直結した攻守の開発を行っています。守りとしては、運用効率化を進めるためのレポートの自動化を、攻めとしては、広告主の事業体ごとに特化したシステム開発を行い、代理店の武器を作っています。

市場の動きが激しいスマホ広告市場において、少数精鋭で役員直下の組織にすることで、スピード感を保ちつつ、常に挑戦し続けられる環境を整えています。



データ戦略室

データ戦略室では、CyberZ横串のデータ組織としてデータドリブンな経営判断を事業部と連携しながら進めています。事業部毎のKPIを最大化するために、データ分析だけでなく、仮説検証から施策の提案と実施、評価から次の仮説検証というデータのPDCAを回すことを意識し、データドリブンに経営判断ができるよう、日々データに向き合っています。



Culture

CyberZ は創業以来、事業間でシナジーを生み出しながら、革新的な事業やサービスを創造できる会社を目指し、常に「挑戦」し続けています。

昨年は創業来掲げていたビジョンを「意志ある挑戦をし続け、価値ある未来を創る」という新しいビジョンに刷新しました。

CyberZ には変化を恐れず「挑戦」する文化があり、この文化は開発組織も同様に、エンジニアも事業直結により成果を出しつつ、常に挑戦し続けています。



CAM

CAM ではエンタメ、ライフスタイル、ビジネスバラエティメディアを主軸とした多数の Web サービスを展開しており、様々な事業ドメインの巨大データ・AI を活用し、さらに事業成長を加速させるプラットフォーム開発に取り組んでおります。



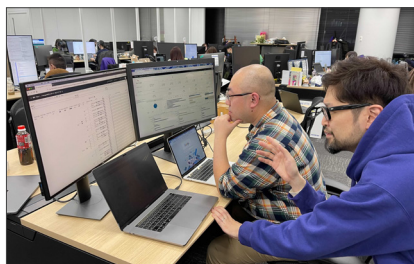
Creative Division

全エンジニア・デザイナーが一つの組織 (Creative Division) に所属しております。主軸事業の他にも複数の事業を展開しており、新規サービスをリリースする中、プロダクトを横断して担当することもあり、スケーラビリティの高い組織で新しい挑戦をし続けられる環境です。



Data Management Group

「データからサービスを成長させる」「データからビジネス戦略をつくる」という世界観を実現するため組織されました。CyberAgent グループ最後発ではありますが、だからこそこれまで CyberAgent が培ったノウハウをいっとこ取りした最適・最新の技術やメソッドをスピード感をもって実行できます。事業部との距離も近く、エンジニア、データサイエンティスト、アナリストが直接ビジネスを成長させる手応えを感じられる環境です。



Culture

「まず行動しよう。」「柔軟に変化しよう。」「巻き込み、巻き込まれよう。」というバリューを掲げ、主力事業の成長と共に、全く新しいドメインの新規事業にも果敢にチャレンジしていくカルチャーがあります。

また CAMでは CyberAgent の福利厚生・仕組み・制度を踏襲しつつ、独自のエンジニア向けの制度設計や仕組みづくり、組織活性化の取り組みも実施しております。

Fanatic Award

半期に一度、CAM オリジナルの表彰イベントを開催しています。全従業員の中から特に高い成果を出した人やプロジェクトを称えるほか、来期の経営戦略プレゼンを通して一枚岩の組織づくりを目的としています。



OSS

大小合わせて 10 以上を <https://github.com/cam-inc/> にて公開中で、中には 1000 近いスターを獲得しているライブラリもあり、積極的に OSS 化を推奨しております。



Tech Blog/ 登壇

CAM の知見を月数本ペースでテックブログ (<https://cam-inc.co.jp/p/techblog>) にて発信しており、ベンダーから登壇を依頼されるケースもあります。



タップル

マッチングアプリ「タップル」の開発・運営をしています。

タップルは、2014年5月にサービスを開始し、グルメや映画、スポーツ観戦など、自分の趣味や行きたい場所をきっかけに恋の相手が見つけれられるマッチングアプリとして若い世代を中心に支持されています。

2022年6月には、累計会員数1,500万人を突破しました。



少子化対策には「恋愛総量」の増加を

「恋愛総量を増やしたい」

平均出生数はそこまで変わってなく、婚姻数が減っているというのがクリティカルな問題と考えています。

少子化を解決するためには、婚姻数を増やすこと、そのためにはまずは若者の恋愛の総数を増やしていくことが大事になってくるので、タップルはまずは「恋愛総量」の最大化を掲げて日々運用しています。



AI Labとの合同PJ

タップルでは、技術本部のDSCメンバーとAI Labメンバーを加えてマッチングアルゴリズムの開発・改善に取り組んでいます。具体的には、タップル・技術本部メンバーが既に導入していた協調フィルタリングをベースにした推薦アルゴリズムの性能と、AI Labが新たに開発したTUマッチングの性能とを比較し、ユーザ体験がどのように変化し、KPIに影響を及ぼすかを調査しています。また、開発したマッチングアルゴリズムはRecSysのインダストリアルペーパーに投稿しました。写真は、その打ち上げの様子です。



Culture

タップルは国内市場で No1 を目指しています。競合の母体は match グループというグローバル企業で、一筋縄ではいけません。難易度は高いですが、大きなチャレンジをしたい方にとってはこれ以上ない環境です。

また、マッチングアプリは人の人生に大きな影響を与え、社会問題である少子化解決にも直結する、社会的意義が非常に大きな事業です。サイバーエージェントの「新しい力とインターネットで日本の閉塞感を打破する」というパーパスを体現している事業なので、社会への貢献をダイレクトに感じられるのも働く魅力です。

雰囲気

若手、ベテラン、男女、職種関係なく、様々なバックグラウンドをもったメンバーが、皆で「タップル」という1つのサービスを良いサービスにし、業界の圧倒的 No1 になる状態を目指して本気で向き合っている組織です。

ミッションステートメント

- ①リーダーシップ or フォロワーシップ（その時々でどちらかに立ち回ろう）
 - ②No1 思考（何事も常に1番を目指そう）
 - ③率直主義（率直なコミュニケーションをしよう）
- という行動指針をもとにサービスや組織に対してより良いものしていく文化があります。

Tapple Tech Talk

毎 Q ごとに、技術的なプロジェクトの進捗や成果、ロードマップをエンジニアだけでなく役員も含め全体に対して伝える目的で行っています。

推薦システム勉強会

推薦システムの開発のための知識をつけるべく、AI Lab の方に研修を実施いただいております。研修を受けることで、実用上の精度や速度に焦点を当て、システム改善のための基礎力を身につけることができます。数式でも直感的にも理解しやすく、たのしい研修です。

月一懇親会

タップルでは、月 1 回普段業務で関わらないメンバーをシャッフルして、3～4名の少人数での懇親会を実施し、お互いのことを理解する機会を作っています。

極予測 AI

AI事業本部 AI/CG



技術タグ: 自然言語処理 画像処理 ニューラルネット

極予測 AI はこれまでにない全く新しい広告クリエイティブの制作フローの実現を目指しています。

クリエイティブの広告効果を推論する AI を活用することで、制作過程の新規クリエイティブと配信中の既存クリエイティブの広告効果を事前に比較することができ、既存クリエイティブよりも効果が良いとされる質の高い新規クリエイティブの制作を可能にします。

Member

Data Scientist: 配信実績や静止画・動画・テキストなどのデータを活用し、プロダクト課題を解決するための仮説検証やモデリングを担当

ML Engineer: モデルの保守・運用やユーザーの利便性を向上するための開発を行う

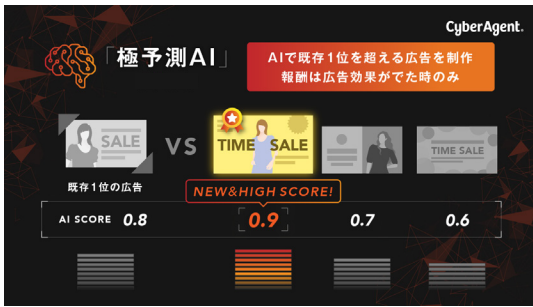
Software Engineer: 管理画面や API などのサービス画面を開発や保守運用を担当

Product Manager: プロダクト全体のマネジメントやロードマップ作成

使用している主な技術

Vue.js, TypeScript, Golang, Echo, Python, FastAPI, Keras, TensorFlow, BigQuery, DataStore, Cloud SQL, Cloud Tasks, Cloud PubSub, Cloud Function, Cloud Run, GKE, DataFlow, Vertex AI, Argo, Embulk

ディスプレイ広告の効果予測



解決したい課題 / ユースケース

ディスプレイ広告の効果を決定づける要素として、年齢や性別といった配信設定の他、使用される画像や動画、テキストなどが挙げられます。特に画像や動画のマルチメディアデータにおいては、背景や主体物の写真・キャッチコピーの内容や用いられるフォント、全体的な色合いや配置など、多様な要素がどのように組み合わせられてデザインされているかが重要になります。

広告効果を適切に予測するためには、これらの多様な要素を同時にかつ複雑な入力パターンで解釈ができるマルチモーダルなモデルが必要となります。極予測 AI では深層学習を取り入れており、独自ドメインで学習された事前学習モデルの構築など、予測品質を高めるための施策を実施しています。

クリエイティブ制作の生産性向上

解決したい課題 / ユースケース

広告の効果予測により質の高いクリエイティブを制作できるようになる一方で、クリエイティブ制作の生産性も大きな課題となります。

クリエイティブ制作者は効果予測 AI を利用することでクリエイティブの良し悪しを判断することができますが、そのクリエイティブの何が良くて何が悪いのかの理由付けができず、ただ手探りで多様なパターンのクリエイティブを試行することになってしまうからです。

こういった背景課題を解決するため、極予測 AI ではクリエイティブ制作の生産性を高める施策にも取り組んでいます。クリエイティブに用いられる素材の傾向分析を行い広告効果の高い素材を推薦したり、クリエイティブの要素をどのように組み合わせれば高い効果が得られるのかを分析するなど、効果的かつ効率的なクリエイティブ制作フローの実現に力を入れています。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=24647>
<https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/36461/>

極予測 TD

AI事業本部 AI/CG



極 KIWAMI 予測 TD

キーワード総数

約 **6** 億
2,300 万

自動生成導入対象
クライアント

100 以上

自動生成対象の
adgroup 数

約 **40** 万

技術タグ: 自然言語処理 ニューラルネット MLOps 基盤

極 TD は検索連動型広告の広告文クリエイティブである TD(Title-Description) の品質性能を AI を用いて向上させるプロダクトです。AI による効果予測により性能の高い広告文の生成・制作をサポートする極予測 TD と、AI による広告文生成をおこなう極生成 TD の二つのプロジェクトに分かれます。数億に上る膨大なキーワードに対し、適切な広告文の生成を目指します。

Member

Data Scientist: 自然言語処理・機械学習を用いた効果予測モデルや自動生成手法の検討、構築、プロダクト実装

ML Engineer: 学習基盤やデータパイプライン、負荷対策、バックエンド設計・実装、MLOps

Web Engineer: 画面系サービスの DevOps

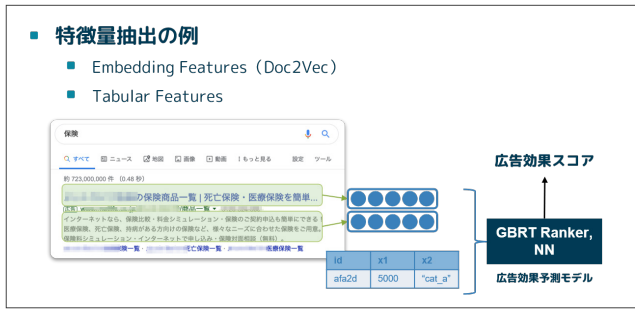
Product Manager: プロダクト要件、PL 責任

Project Manager: 利害関係の調整、まとめ、みんなの相談役

使用している主な技術

Natural Language Generation, BERT, GPT-2, T5, Learning-to-Rank, Doc2Vec, Embedding Compression (SVD, FP16), Python, Mypy, PyTorch, LightGBM, FastAPI, Digdag, Scala, Scio, ECS, BigQuery, Dataflow, Cloud Composer

検索連動型広告の効果予測を用いた制作フローの構築と運用



解決したい課題 / ユースケース

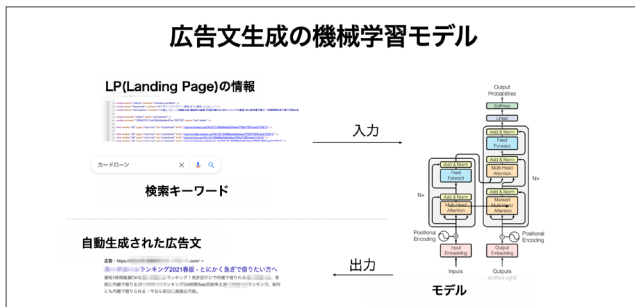
極予測 TD は、膨大な配信ログから学習した効果予測モデルを用いて、多様な業種の広告主やキーワードに対しても効果の良い広告文の制作フローを造り上げるプロダクトだといえます。

ここでの課題は、部分的なログ（テーブルデータ）と広告文（テキストデータ）から高精度な予測モデルをどうやって得るか、というだけでなく、そもそも予測モデルが指標とする広告効果をどうやって部分的なログから定義するか、というビジネス側にも関わる点が挙げられます。

現状では、効果予測をランキング問題として扱いつつ、imp 数や配信コスト等の実績データだけではなくプラットフォーム側の品質スコア等をうまく組み合わせた広告効果指標を模索しています。また、ライター制作フローも含めた A/B/N テストや効果測定基盤をつくることで、実際に効果があったかのエビデンスを得られるようにしています。

直近では、プラットフォーム側に仕様変更があり、アセットと呼ばれる広告文の断片をまとめて入稿し、配信時に 1 つの広告文に結合される仕様となりました。これに対応すべく、現在、入稿すべきアセットの組み合わせを予測するモデルも開発中です。

検索キーワードを含む広告文の自動生成



解決したい課題 / ユースケース

検索連動型広告では、対象の商品やサービスごとに事前に広告配信したいキーワードを設定し、そのキーワードが検索エンジンで検索された際、ユーザーに広告文が表示されます。キーワードと広告文の関係が強いほどユーザーの関心を得られやすく、広告がクリックされる可能性も上がります。また検索エンジンにより広告が表示される可能性が高くなることから、入稿する広告文数は広告主あたり数万にのぼったりします。

本プロダクトでは、これらの広告文を AI により生成するというチャレンジを行っています。ニューラルネットワークの Transformer をベースとしたモデルを用いて、過去に入稿されてきた広告文を学習させることにより、広告文を自動的に生成する AI を構築し、生成を行います。自然な日本語の広告文の中に検索キーワードを含め、また商品に即した内容とすることが、本プロダクトの挑戦となっています。

- 関連リンク
- <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=24670>
 - <https://cyberace.co.jp/news/post-977/>
 - <https://www.cyberagent-adagency.com/works/685/>

素材開発 / 極予測 AI 人間

AI事業本部 AI/CG



サービス開始からの
経過年数

2年

稼働中の深層学習
モデルの数

10個

ML エンジニアの
人数

6人

技術タグ: 自然言語処理 画像処理 ニューラルネット

デジタル広告において、バナー画像や動画、広告コピー、ナレーションやBGMといったユーザーが体験するコンテンツ全般のことを広告クリエイティブと呼びます。広告コピーや人間の顔画像といった、広告クリエイティブの構成要素の自動生成や推薦を行い、制作を支援するサービスを提供します。

Member

ML Engineer: NLP, CV などの研究開発, フロントエンドを含むサービス全体の設計・実装

Product Manager: 要件管理, チームマネジメント, 関係者との調整

Business: 要件定義, KPT 定義, UI/UX 設計, ステイクホルダーとのやりとり

使用している主な技術

NLP, CV, Python, Cloud Run, BigQuery, GCE, CloudTPU, BERT, GPT-2, T5, React, TypeScript, Annotation

効果の高い素材の大量生成

解決したい課題 / ユースケース

デジタル広告において、SNS などの各広告媒体はターゲットとなるユーザーの反応の良さ（効果）に応じて独自のロジックでクリエイティブの選択や配信量の調整を行います。絶えず繰り返されるこの配信プロセスの中で、広告クリエイターは高い効果が得られるようなクリエイティブを模索し、作り続ける必要があります。しかし、人手で大量に広告クリエイティブを制作しながら検証を繰り返すのは非常に困難です。例えば、広告が訴求する方向や印象を決める重要な要素である広告コピーの制作は非常に高度な技術であり、また人の顔画像についても、モデルのキャスティングや撮影など大きな手間が生じます。さらに、どのような素材が高い効果につながるのか、従来は現場のクリエイターの経験を元に判断していましたが、その精度は決して高いとは言えません。

本プロダクトでは、過去の制作事例および配信実績を元に、高い効果を発揮すると予想される素材を大量に自動生成・推薦するシステムを研究開発し、社内の広告制作チームに提供しています。

現在我々が重視しているポイントは生成素材の多様性と新規性です。似た表現を繰り返し使用することによるユーザーの飽きを防ぎ、より高い効果を発揮する表現を探索し続けるため、商材に対する妥当性を保ちながら幅広い表現を生成する仕組みを研究開発しています。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/techinfo/news/detail/id=25008>
 <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=26366>
 <https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/30756/>

極予測 LP

AI事業本部 AI/CG



1デザイナー 1名の
予測モデル利用回数

200/週

実運用中の
深層学習モデル数

6個

発足から
リリースまでの期間

10ヶ月

技術タグ: 画像処理 自然言語処理 ニューラルネット

さまざまな媒体広告から遷移する先であるランディングページ（LP）の制作を一新させる目的のプロダクトです。画像・テキスト・メタデータなどのマルチモーダル情報を用いた制作時の広告効果予測をはじめとする多くの部分でコア技術として深層学習を用いています。

Member

Data Scientist: Research Engineer 的のロールで、最新手法の検証やモデリングなども担当。

ML Engineer: データパイプライン、推論基盤、バックエンド APIなどを担当。

Web Engineer: UI やバックエンドの開発。

Business: 広告本部プランナー。LP 制作フローの全体を統括し、必要な機能や課題について開発チームと連携。

Designer: 広告制作デザイナー。

使用している主な技術

BigQuery, GKE, Vertex AI, PyTorch, Triton Inference Server, gRPC, DVC, wandb.ai, Faiss, Embedding based nearest neighbor search, Subword tokenization, Multi-modal neural networks, Transformer language models, Generative models, OCR, Data annotation, A/B testing

ランディングページの広告効果予測

解決したい課題 / ユースケース

インターネット広告から遷移する先のページ（ランディングページ；LP）はユーザーが購入や問い合わせなどの行動をする場所として重要な一方、それら自体に対するデータドリブンな広告効果向上施策は広告自体と比べると進んでいない現状があります。これに対し本プロダクト「極予測 LP」では、弊社広告代理店のもつ大規模かつ多様な効果ログと LP や広告素材等のデータを活用して構築した効果予測モデルを用いて、コストのかかるオンライン配信実験の前段階で効果の見込める LP を効率良く制作できるプロセスを提案します。

機械学習の問題として難しいのは、LP 自体がマルチモーダルなデータである点です。例えば、ページに含まれる複数の画像やテキストをはじめとして、ページ自体のレイアウトなどもユーザーの行動に影響するかもしれません。これに対し、近年活発に研究されているマルチモーダル深層学習手法を実プロダクトに取り入れています。

広告クリエイティブ制作に対する深層生成モデルの実用化

解決したい課題 / ユースケース

ランディングページ（LP）はユーザーに対して商材の訴求を表現する機能があるため、ページ内で使われるテキストや画像素材の品質が重要となります。一方、大量の広告案件と多様な商材に対して適切な素材を用意するのは難しい課題があります。例えば、ストックフォトサイトから商材に合った素材を選定するには商材やデザインへの高度な理解が必要です。また、個別の素材写真撮影は費用やスケジューリングなどの制約が多く、使える案件は限られます。

このような課題に対し、深層生成手法の研究開発を進めています。実質無限に多様な素材やデザイン案を生成できる生成技術とデザイナーが協調する制作プロセスを実現することを目下の目標としています。

極予測 LED

AI事業本部



技術タグ: レコメンド

AIを活用し広告クリエイティブを制作する「極予測 AI」の効果予測技術と、高精細な CG 背景空間で撮影が可能な「LED STUDIO」を用いて、効果が出るまで AI を用いてリアルタイムに効果予測しながら、広告効果の高いクリエイティブ素材を撮影し続ける革新的な動画の撮影プロセスです。

Member

ML Engineer : モデルの保守・運用やユーザーの利便性を向上するための開発を行う。

Software Engineer : リアルタイムに効果予測を行うための UI/UX の設計と開発を担当する

使用している主な技術

Vue.js, TypeScript, Golang, Echo, Python, Flask, Keras, TensorFlow, BigQuery, DataStore, Cloud SQL, Cloud Tasks, Cloud PubSub, Cloud Function, Cloud Run, GKE, DataFlow, Vertex AI, Argo, Embulk

従来の撮影手法の課題背景

解決したい課題 / ユースケース

近年、デジタル広告において活用が進む運用型広告で効果を維持するためには、配信先に合わせた多種多様かつ大量の広告クリエイティブを短時間で制作し、迅速なクリエイティブ運用を行うことが重要です。そのため、これまではあらゆる場所・時間・モデル(キャスト)などを手配の上、広告クリエイティブに使用する映像や写真素材の撮影が行われてきました。

しかし、撮影場所や人物モデルのポーズ、構図などの撮影アイデアは、属人的な能力に依存してしまうことに加え、撮影場所の移動や、拘束時間の関係で1度に撮影できる枚数には限界があります。さらに、ロケーションの多様さを出すためには費用と時間のコスト等がかかる上、屋外撮影の場合は天候や通行人などの影響で撮影の自由度が失われてしまいます。そして、昨今の新型コロナウイルス感染拡大の影響により、撮影場所や時間の確保など多くの制約が続いている状況下では、広告効果を高める新しい素材を用意するために、何度も撮影を実施することは現実的ではありません。

より効率的な素材撮影手法の確立



解決したい課題 / ユースケース

「極予測 LED」は従来の撮影手法における課題を解決するための革新的な素材の撮影プロセスです。

撮影カメラは常に効果予測 AI と連動し、撮影した動画や静止画素材の AI スコア (効果の予測結果) がリアルタイムに撮影カメラマンにフィードバックされます。撮影者は AI の予測結果を踏まえて構図や被写体に対する撮影ディレクションが可能となり、撮影と AI による効果予測を何度も繰り返しながら、撮影することが出来ます。様々なロケーションの背景 CG にすぐさま変更するなど、あらゆるアイデアを迅速に試しながら効果予測 AI と共に撮影し続け、広告効果の高い素材撮影を実現します。

さらに「LED STUDIO」は、現実では表現不可能な空間も CG で自由に作りだすことができるため、広告クリエイティブ表現の幅を飛躍的に拡張することが可能です。被写体とカメラの動きにあわせて CG 背景や LED 照明をコントロールすることが出来るため、臨場感あふれる動画素材の撮影が可能となります。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=25695>
<https://www.youtube.com/watch?v=VBkyarEGmmA>
<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=25264>

Future Live / Virtual Shooting / Virtual Shopt

AI事業本部 / AI/CG



CyberHuman Productions CyberMetaverse Productions

バーチャルイベント
最大視聴者数

35万人

技術タグ: 3DCG 画像処理

AICG 事業では、CyberHuman Productions、CyberMetaverse Productions とともに、XR 技術や3 DCG のリアルタイムレンダリング技術を用いて、「未来の当たり前」を提供するサービスの研究開発を行っている。XR 技術を用いたイベントでのユーザー体験、バーチャルプロダクションで広告動画制作方法、バーチャル空間での新しい店舗やユーザー体験を開発する事業を展開する。

Member

3DCG Artist: バーチャル空間の背景やアセットデータを作成

Software Engineer: Unreal Engine や Unity などのベースにプラグインやツール開発を行う

Web Engineer: オンラインイベントやバーチャル空間を体験するユーザーに提供する Web 実装

Studio Engineer: 撮影スタジオでの機材のオペレーションやツール開発

使用している主な技術

Unreal Engine, Unity, WebGL, Stype, Optitrack, Go, Python, C#, C++, Javascript Libraries

XR 技術を用いたイベントテックサービスとバーチャル撮影



解決したい課題 / ユースケース

FutureLive では、XR 技術を用いることでイベント参加体験を革新させるイベントテックサービスの開発を行っている。リアルタイム XR 合成システムは Unreal Engine をベースに開発を進めている。カメラトラッキングシステムから取得したカメラの動きと 3DCG が連動し、リアルタイムでグリーンバック合成や AR 合成の映像を作り出すことが可能である。また、イベント毎に特設の視聴ページを用意し、ユーザーのコメントやスタンプが配信される映像に 3DCG の演出として表現される機能を提供している。視聴ユーザーのより深いイベント参加体験を創り出す仕組みをを日々試行錯誤している。

Virtual Shooting では、大型 LED ディスプレイを用いたバーチャルプロダクションを使った撮影手法の開発を行っている。LED ディスプレイに表示される 2D 動画や 3DCG 背景を無数に切り替えることで、時間的、空間的な制約に縛られない非常に効率の高い制作が可能となる。AI クリエイティブ事業が提供する極 AI と連携することで、広告効果を予測しながらバーチャルな背景を切り替えることで広告効果の高い動画を高速で制作するフローも実現している。最近ではトラッキングシステムと連動したバーチャルカメラを用いたり、ゲームエンジンを used フル 3DCG の広告映像製作の事例も増加している。

バーチャル空間における店舗のあり方とユーザー体験の研究開発

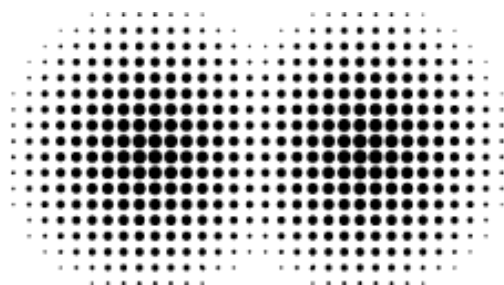


解決したい課題 / ユースケース

CyberMetaverse Productions では、3DCG クリエイティブの研究開発・制作とサイバーエージェントのマーケティングのノウハウを活かして、実店舗、EC に次ぐ新たな手法として、メタバース空間における企業の販促活動を支援するバーチャル店舗の研究開発を行っている。スマホ、PC、VR/AR グラスなど、多岐にわたるプラットフォームの特性を活かし、企業ブランディングに合わせたオリジナル店舗やコンテンツを、制作・開発を行う。今後は、バーチャル空間上でのユーザーの購買行動データを分析し、販促効果やユーザー体験の双方にとって満足度の高いバーチャル商空間の構築を目指す。

Digital Twin Label

AI事業本部 / AI/CG



DIGITAL TWIN
LABEL

総プロジェクト
データ容量

126TB

1プロジェクト
あたりのデータ容量

1TB

スキャン後の
フェイシャルスキャン
生データポリゴン数

1000万
ポリゴン

技術タグ: 3DCG 画像処理

タレントやアーティストをはじめとした著名人をCG空間で活躍させるべく、ハードウェア・ソフトウェア開発からAI技術まで取り入れ、写実的なデジタルヒューマンの制作を可能にするプロダクト開発に取り組んでいます。

特に広告クリエイティブへの利用を目的とし、広告運用可能なデジタルヒューマン制作を可能とするため、CG制作の「品質」「量」「スピード」向上を目指して取り組んでいます。

Member

ML Engineer: R&D, 課題発見

Software Engineer: パイプライン開発や制作過程の効率化

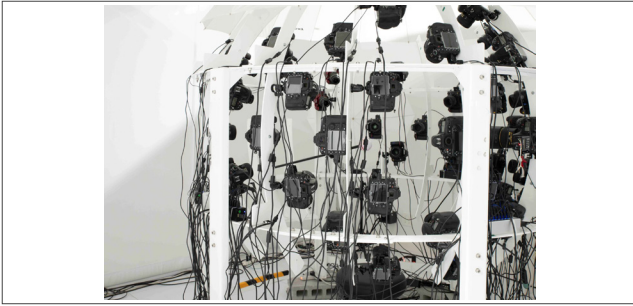
Technical Artist: 制作やレンダリングの環境の構築

Studio Engineer: 最適なスキャン技法と自動化の研究

使用している主な技術

Python, PyTorch, Machine learning, Deep Fake, Maya, Motion Builder, Opti track, Light cage, mari, Deadline, Isilon, Plastic SCM, AWS, Shotgrid

Scan & ML



解決したい課題 / ユースケース

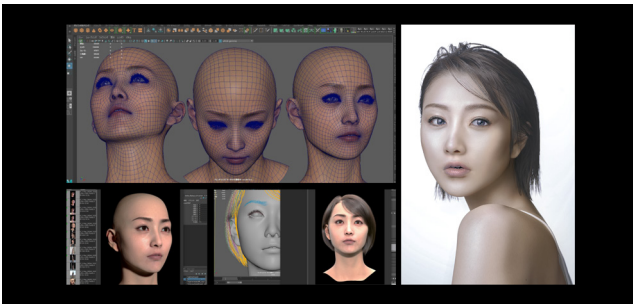
- 超高精細なデジタルヒューマン制作に向けたプロダクト開発と研究 -

Scan チームではタレントや役者のデジタルヒューマン制作に向け、最適なスキャン技法と自動化を主に研究しています。

各マップ（色味、質感等）抽出の最適化と LookDev（再現性）の構築に取り組んでおり、本人と変わらないデジタルデータを目指しています。

また ML チームでは「AI の技術進化を取り入れ、今まで見たことのない”表現”を生み出す」をビジョンに掲げ、最先端のコンピュータグラフィックス、ビジョンの技術を用いたタレントやアーティストなど著名人の 3DCG に息を吹き込むデジタルヒューマンの研究開発を行っています。

TAG



解決したい課題 / ユースケース

- アーティストの制作環境を支えるパイプラインと効率化のためのツール開発 -

フォトリアルかつ大量生産可能なデジタルヒューマンの広告クリエイティブへの利用を目的とした、デジタルヒューマン制作パイプライン開発や制作過程の効率化を行っています。

3DCG アーティストの持つ制作技術を最大限に活かすべく、パイプラインやツールの整備に加え、制作やレンダリングの環境の構築に取り組んでいます。

関連リンク

NVIDIA 協業：

<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=27727>

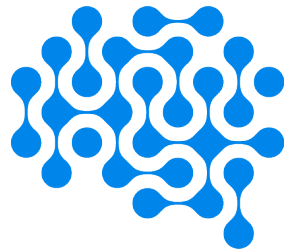
<https://cgworld.jp/special-feature/cyberhuman-productionsomniverse-audio2face.html>

早稲田大学森島研究室と産学連携：

<https://www.cyberagent.co.jp/way/list/detail/id=26763>

AI Messenger Chatbot

AI事業本部 / AI Shift



AI Messenger
Chatbot

総メッセージ数

2.1 億件

総会話数

5,000
万会話

ローンチからの
経過期間

6年

技術タグ: 自然言語処理 検索 データマイニング

AI Messenger Chatbot は AI Shift が提供するカスタマーサポート向け AI チャットボットです。クライアント企業様のヘルプページなどのウェブページにチャットボットを埋め込むことでカスタマーの質問に自動で応答することが可能になります。「最小工数で最高品質」のチャットボットを目指して日々研究開発を進めています。

Member

Data Scientist: モデル構築、データ分析、産学連携などを担当。

Software Engineer: チャットボットのアプリケーション開発を行います。サーバーサイドエンジニアおよびフロントエンドエンジニアが所属。

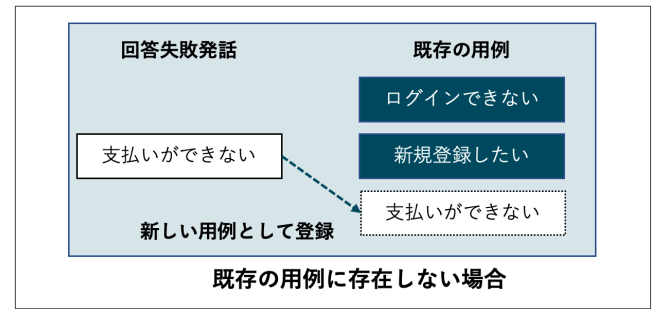
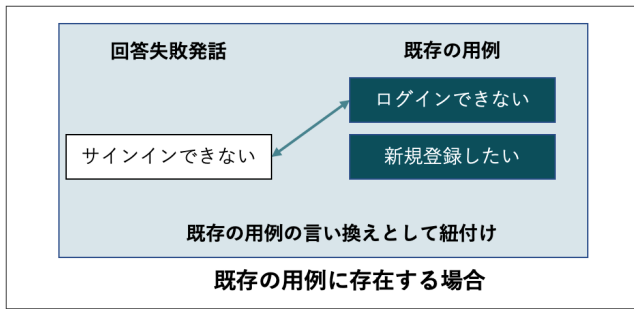
Sales: 新規顧客への営業を担当。

Business: カスタマーサクセスは既存顧客の成果最大化に責任を持つ。

Designer: チャットボットの FAQ 設計、運用、コミュニケーション設計を担当。

使用している主な技術

Elasticsearch, BERT, Sudachi, Spacy, GiNZA, Tableau, JupyterLab, FastAPI, BigQuery, CloudSQL, golang, Python, GKE, Hierachical Clustering Ward's method, A/B testing, TF-IDF, GBRT



解決したい課題 / ユースケース

現在多くのチャットボットが予め用意された Q&A 集の中からユーザの質問に対して最も近いものを返す、用例ベースという仕組みを採用しています。これらのチャットボットが精度高くユーザの質問に回答するためには、回答の精度を高めること、そして Q&A 集を AI が認識しやすい形で整備をする必要があります。我々は後者の作業をチャットボットの " 運用 " と呼んでいます。運用には多くの工数とノウハウが必要となるため、新たに導入したいと思っているクライアントに対しては非常に大きな問題になります。

また、お試して導入したい場合も " 初期設計 " と呼ばれる最初の Q&A 集を作る作業が発生し、お試して導入したいのにそのため多くの時間やノウハウが必要で、その段階で導入を諦めてしまうといったパターンも存在します。一般的な初期設計ではまだ存在しないチャットボットに対するユーザの質問を想定して Q&A の用例を作成する必要があります。

運用支援ツール "AI Compass" の研究開発



解決したい課題 / ユースケース

一般的な運用ではチャットボットが回答に失敗したログを1件ずつ確認し、既存の Q&A 集に回答が存在するかないかを判断し、存在する場合は回答に失敗したユーザ発話と正しい Q&A とを紐付けをし、存在しない場合は新しく Q&A のペアを作成する必要があります。

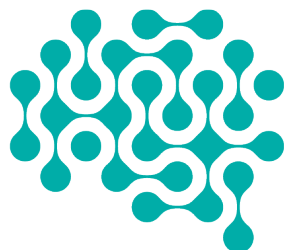
そこで、AI Messenger では管理画面を用いて一連の運用作業のサポートを行う AI Compass という機能を 2020 年 4 月にリリースしました。AI Compass で用いられている技術は以下のとおりです。

回答に失敗したユーザ発話を収集 -> それらのユーザ発話を BERT による埋め込みによってクラスタリングを行う -> 各クラスタに対してもっとも用例に追加すべき一文を NLP ロジックによりクラスタの代表文として抽出 -> 各クラスタ代表文と既存の用例との類似度を計算し高い順に画面に表示を行います。これらの内容はいくつかの国内学会で継続的に発表を行っております。

関連リンク AI Shift TechBlog: <https://www.ai-shift.co.jp/techblog>
<https://www.ai-shift.co.jp/publications>

AI Messenger Voicebot

AI事業本部 / AI Shift



AI Messenger
Voicebot

総発話数

360 万件

総通話数

52 万通話

ローンチからの
経過期間

3 年

技術タグ: 音声認識 自然言語処理 ヒューマンコンピュータインタラクション

AI Messenger Voicebot は AI Shift が提供する、企業における電話業務の自動化を実現するプロダクトです。音声認識・対話戦略・音声合成を組み合わせた音声対話サービスです。予約業務や夜間受付、あふれ呼応答など様々なシーンや多くの業種で利用されています。昨年は、GovTech 開発センターと連携して東京都多摩市様にコロナワクチン AI 電話エージェントの提供を行いました。

Member

Data Scientist: モデル構築、データ分析、産学連携などを担当。

Software Engineer: ボイスボットのアプリケーション開発を行います。サーバーサイドエンジニアおよびフロントエンドエンジニアが所属。

Sales: 新規顧客への営業を担当。

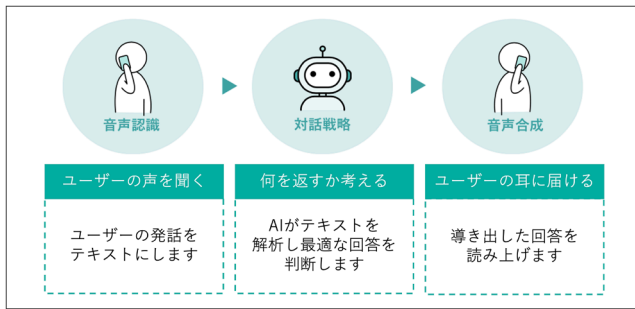
Business: カスタマーサクセスは既存顧客の成果最大化に責任を持つ。

Designer: ボイスボットのシナリオの設計、運用、コミュニケーション設計を担当。

使用している主な技術

Twilio, Python, Google Speech API, Dialogflow, FastAPI, Elasticsearch, BigQuery, gRPC, A/B testing, golang, GKE, VertexAI, 最適輸送, TF-IDF, DPR

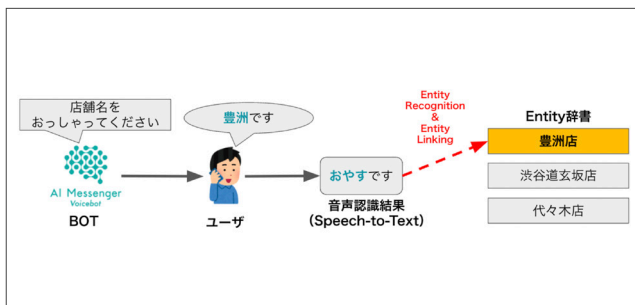
Voicebot の要素技術



解決したい課題 / ユースケース

Voicebot は音声認識・対話戦略・音声合成の技術を組み合わせた音声対話システムです。" 音声認識 " では、ユーザの話した言葉をテキスト情報に変換し、対話戦略への入力として使用します。また、ユーザが話す範囲を判定する発話区間検出および終話判定や、ターンの制御を行うターンテイキングを行います。" 対話戦略 " ではユーザが話した言葉を元に意図理解を行い、ボイスボットが返す応答文の内容を決定します。ユーザの状況に応じてボイスボットがどのように伝えるかが対話全体の成功率 (タスク完了率) に大きく影響を与えることが実験的にわかっています。" 音声合成 " ではボイスボットが返す応答文のテキストを音声に変換します。音声合成ではイントネーションの制御、話す速度、高低、大小の制御を行います。

音声認識と意図理解



解決したい課題 / ユースケース

ボイスボットが扱う「タスク指向対話」で最も重要になるのが、ユーザの話した内容を理解することです。ボイスボットが予約したい場所を尋ねた際に、ユーザが「豊洲です」という発話をした際に、ボイスボットは {" " 場所 " : " 豊洲 " } という内容でエンティティの理解を行う必要があります。

通常このエンティティの理解を行うためには、音声認識 (Automatic Speech Recognition; ASR)→エンティティ認識 (Named Entity Recognition; NER)→エンティティ紐付け (Entity Linking; EL) の順で行いますが、この手順では音声認識誤りが後続の処理に大きな影響を与えます。この問題に対処するためには、音声信号からエンティティ紐付けまでの一連の処理を End-to-End で行う方法や、音声認識の結果のテキストに加えて、音響的な特徴も後続の処理に使う方法、音声認識にシーンに合わせたモデルを適用するなどの方法があります。精度高く意図理解を行うための研究を行っており、学会にも継続的にアウトプットをしています。

関連リンク AI Shift TechBlog: <https://www.ai-shift.co.jp/techblog>
<https://www.ai-shift.co.jp/publications>
<https://www.ai-messenger.jp/voicebot/news/367/>

Dynalyst

AI事業本部 / Dynalyst



1日のログ蓄積量

数 TB/day

月間入札
リクエスト数

数千億 req

秒間ML
モデル推論回数

数万 pred/s

技術タグ: データマイニング 効果検証

Dynalyst はスマートフォン向けの主にリターゲティング広告を配信する、日本のトップセールスのアプリの中で高いシェアをもつプロダクトです。

リターゲティング広告では、一度アプリを起動して起動しなくなってしまったユーザーを対象に、復帰を促す広告を配信しています。データサイエンティストチームでは、常に複数の A/B テストを回し続けながらよりよい広告配信ロジックへと改善しています。

Member

Product Manager: プロダクト全体のマネジメント・ロードマップ策定

Software Engineer: Scala を用いた配信システム開発

Data Scientist: データ分析・立案や ML モデル作成・MLOps

Business: カビジネスプランの策定や顧客へのプロダクト説明対応、配信管理など。

Designer: 配信広告画像・動画やテンプレートの作成

使用している主な技術

Scala, Python, R, SQL, AWS, Snowflake, MySQL, redis, Docker, digdag, prefect, Datadog, Auction theory, Multi-armed Bandit, A/B testing, causal inference

広告クリエイティブの最適な出し分け

解決したい課題 / ユースケース

Dynalyst は多くの広告主と取引をしています。広告配信においては、広告クリエイティブとして動画や画像を配信していますが、ユーザーの興味を惹きつける効果の高いものを配信することが望ましいです。しかし、これらのクリエイティブは、例えばアプリ内で期間限定イベントがあればそのためのクリエイティブを新規に作って配信するなど、短い期間で効果のわからないものを上手く最適化しつつ配信する必要があります。A/B テストを行って効果を検証するといった方法が考えられますが、これにはサンプルサイズの問題や期間の問題、また効果の悪いものの配信量を多くしないといけないといった問題があります。これを解決するために、Dynalystでは Bandit という手法を用いて広告クリエイティブ配信の最適化を行っています。これは探索と活用をバランス良く行うための手法で、AI Lab との連携を行いつつ最先端の手法を導入するなどしてより良く広告クリエイティブの出し分けを目指しています。

データサイエンティストの実験サイクル高速化

解決したい課題 / ユースケース

Dynalyst にはデータサイエンティストが多数在籍し、検証から本番実装までを自分たちで行っています。プロダクトの成長と共に人数が増えたデータサイエンティストの業務をスケールさせるために、実験基盤の整備が必要となりました。

データサイエンティストが少ない時は、検証は jupyter notebook で行い、本番リリースのために python と scala で学習ワークフローと推論処理の実装を行っていましたが、人数が増えるにつれ検証からリリースまでのボトルネックとなりました。この問題に対し、共通の ML 基盤を作成することで、検証から本番実装までの工程が大幅に削減され、リリースまでの負担が減りました。また、ML のワークフローツールに Digdag を用いていましたが、ML 基盤の開発が進むにつれ、柔軟な DAG の記述・ログ追跡・複数モデルの学習並列化・CI/CD に限界を感じるようになりました。そこで、Prefect にワークフローツールを移行することで、Python で ML ワークフローを記述できるようになり、モデルの定期学習の管理負担が減りました。特に、ML に関わる処理をコンテナ化させることで、ローカル検証と本番との環境差がなくなり、データサイエンティストがインフラを気にせずモデル開発を行えるようになりました。

関連リンク <https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/33310/>
<https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/33921/>
<https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/34628/>

小売アプリグロース / クーポン最適化

AI事業本部 / 小売 DX

140兆円市場を、
再発明する。

CyberAgent
DX Div.

アップリフト
予測を活用した
クーポン配信
社内初

技術タグ: データマイニング 因果推論 効果検証

小売アプリ開発およびオンライン × オフラインデータを用いた 1to1 マーケティングを行うロジックを作っています。実店舗での購買データ、アプリログや店舗内サイネージデータなど様々なデータを活用して、アプリを起点としたシームレスな購買体験を目指しています。アップリフト予測に基づくクーポンターゲティング、購買情報を用いたレコメンドを始めとして、小売データを用いた予測技術や効果検証を強みとしています。

Member

Data Scientist: アプリ・購買・店内データを用いた、アプリを起点としたグロースの実行。

ML Engineer: 機械学習基盤の構築・運用による、ユーザーへの価値提供のスケール。

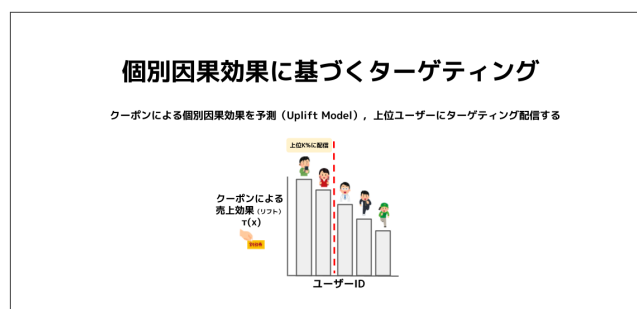
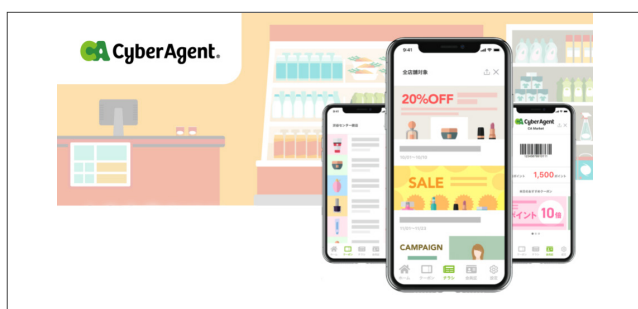
Data Engineer: データ基盤・パイプラインの構築 / 運用 / 改善による、スケール可能で堅牢なデータガバナンス。

Product Manager: クライアントコミュニケーション、プロダクト開発戦略の立案と推進。

使用している主な技術

Snowflake, Tableau, Python, R, Causal Inference (DID, CausalImpact, RDD), Uplift Modeling, A/B testing, Recommend & Search, Price Optimization, User Interview, UI/UX Design, Human-Centered Evaluation, Mixed Methods

小売アプリを起点とした 1to1 マーケティング



解決したい課題 / ユースケース

テレビ CM や紙チラシを始めとして、旧来の小売マーケティングは不特定多数の人に同一の内容を訴求してきました。このようなマスマーケティングは多数のユーザにリーチできますが、ユーザの嗜好に合わせた訴求ができないという課題があります。

私達のチームではアプリ開発・データ基盤（CDP）構築・グロースを一気通貫行っています。先に述べた課題を解決するため、データ基盤に蓄積された購買データやアプリログデータを用いて、アプリを起点とした 1to1 マーケティングにより小売企業の売上・粗利の増加を実現します。

具体例として、アプリクーポンのパーソナライズ配信があります。ユーザの購買データとクーポン配信データを用いてクーポンによるアップリフトを予測し、ユーザ毎の予測スコアに基づいて配信クーポンをパーソナライズします。A/B テストを用いた実証実験では、ターゲティング配信により数 10% の売上リフトを確認しました。

今後はデジタルチラシやクーポンの個別最適化を始めとして、店舗内外の複数メディア（LINE、アプリ、店内サイネージ、ピーコン等）を横断した 1to1 マーケティングを目指しています。

定量データ × 定性データを活用したグロース

解決したい課題 / ユースケース

小売アプリのユーザ層は老若男女と幅広く、利用する場面は店内・店外と多岐にわたります。そのため、ユーザの声を聞いてそのペインを整理した上で、アプリの UI/UX を考えることが重要だと考えています。

私達のチームでは、UI/UX デザイナーとデータサイエンティストが協力して、ユーザテストやワークショップといった定性調査と A/B テストやログ分析といった定量調査を組み合わせるプロダクト開発を行っています。このような定性・定量双方を用いた開発手法は Mixed Methods とも呼ばれ、Spotify を始めたテック企業で導入され始めています。

具体例として、ユーザインタビューとログ分析を用いたアプリのモック開発があります。購買行動やアプリ内回遊が特徴的なユーザをログ分析から特定して、そのうち許可いただいたユーザにインタビューを行います。インタビューではアプリ利用・購買習慣に関する質問に回答してもらい、その他にもアプリの利用方法や言動・行動を観察します。このようなインタビューを通じて明らかとなったユーザのペインを議論して、プロダクトの開発に活かしています。

今後は、ユーザインタビューの構造化および知見を蓄積する仕組みを整備して、定量 × 定性に基づく開発プロセスのスケールを目指しています。

関連リンク

<https://ca-base-next.cyberagent.co.jp/2022/sessions/dx-data-science/>

<https://ca-base-next.cyberagent.co.jp/2022/sessions/ds-for-app-coupon/>

小売デジタル広告

AI事業本部 / 小売 DX

140兆円市場を、
再発明する。

CyberAgent
DX Div.

小売企業の実世界データを活用した
デジタル広告プロダクト

技術タグ: 効果検証 データマイニング 屋内情報活用

小売企業の実世界データを活用したデジタル広告プロダクトを作っています。実店舗の POS データに加え、アプリ/EC のデータや店舗内ビーコンなどのデータなど、オンラインからオフラインまで横断したデータを活用し広告配信を実施します。買い替えサイクルや需要予測によるターゲティングや実データによる詳細な広告効果分析などが強みのプロダクトです。

Member

Product Manager: 事業計画と対応したプロダクト開発戦略 / データ活用戦略の立案とその推進

Data Scientist: 消費者や小売ドメインを深く理解するための探索的データ分析、因果推論による広告効果の推定や機械学習による配信ロジックの構築

Data Engineer: 購買データを用いた効果検証 / 分析をスケールさせるため、A/B テスト基盤や ETL 作成を行います。

使用している主な技術

Treasure Data, Python, R, Causal Inference (DID, CausalImpact), A/B testing, Ads Data Hub

広告効果を検出する難しさに向き合う

解決したい課題 / ユースケース

スーパーや家電量販店などの小売店で販売されている商品の売り上げを伸ばすことを目的としたインターネット広告プロダクトを作っています。

小売店の流通総額に比例し、広告市場も非常に大きくなります。例えば米 Walmart の広告部門は昨年比で 2 倍以上成長し 21 億ドルの売上です。日本でも小売店の流通総額の規模感を考えると大きな市場であることがわかります。

小売広告の鍵となるのが小売の購買履歴などのデータです。数年分の大量の購買データの活用が大きなインパクトを生むことは想像に難くないと思います。

データ活用方法は数多ありますが、ここでは、我々が広告事業を伸ばすために実は「広告効果検証」に力を入れている、ということの説明します。一見ごく当たり前に感じる効果検証ですが、POS データなどを使って広告の「因果効果」を計測し改善につなげることは非常に難しい課題です。

たとえば、因果効果をバイアスなく検証するためにランダム化比較試験（RCT）を正しく実施する必要があります。その上で非遵守問題により検出力が小さくなってしまふなど、効果を検出するにはいくつかの壁があることが学術面からも知られています。

こうした因果推論の知見を活用するべく、AI Lab 経済学チームとも連携した分析を行なっています。効果検出の壁を乗り越え、どんな広告をどれくらいの頻度で誰に見せるべきか?と問うた問いにデータで答えることから、消費財や小売の広告にとってのデータ価値の証明に向き合っています。

エンジニアリングで小売データ活用をスケールさせる

解決したい課題 / ユースケース

小売企業は企業活動を通じ利用価値の高いデータを大量に生成 / 収集しています。取得可能なデータとしては、実店舗での購買情報だけでなく、EC やアプリなどデジタルな世界での行動ログも含まれています。これらのデータは、より良い購買体験を作りや販促活動を効果的に行うことのために活用されています。

現在我々が取り組んでいる広告プロダクトにおいても、様々なプロセスを通じて施策改善が行われています。(①可視化による消費行動の理解、発見。②仮説検証を通じた広告運用の改善。③KPI 改善のための機械学習による予測。)

プロダクトとしての成長をより加速させるために、エンジニアリングを通じたデータ基盤の機能拡張をに取り組んでいます。例えば、従来人手の運用になっていたパターン化されていた集計作業の自動化や A/B テスト基盤の実装による効果検証の常態化を行いました。これらの開発によって、改善サイクル自体を早めるだけでなく、より本質的な分析に集中できる環境作りを進めています。我々のチームでは、人が使いやすいデータ基盤にとどまらず、A/B テストのスケールや知見発見の自動化に必要な機能を設計 / 開発しています。データ基盤が「稼いでいる」状態を目指して日々の開発を進めていきます。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=26012>
 <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=25102>

CA スマート POP

AI事業本部 / 小売 DX

140兆円市場を、
再発明する。

CyberAgent
DX Div.

小売 DXを支援する、店舗のビーコン・NFC タグ・QR コードと連動した
自社アプリへのコンテンツ配信ツール

技術タグ: 屋内情報活用 効果検証

「CA スマート POP」は、小売店舗向けのビーコン・NFC タグ・QR コードと連動した自社アプリへのコンテンツ配信が可能となる運用型ビーコン・NFC 活用ツールです。近年、利便性の向上や多様化した購買行動への対応、プラットフォームの一元化によるデータの利活用などの重要性が増しています。この背景に対し、本プロダクトでは、小売企業における店舗に来店したユーザーへの顧客接点のデジタル化を実現しています。

Member

Backend Engineer: 実店舗の計測をトリガーとした大量の広告リクエストの捌ききるサーバの構築

Software Engineer: ビーコン・NFC・QR と連動した Android/iOS の SDK の開発

Data Scientist: 実世界センシングデータから顧客行動情報のデータ分析

Web Engineer: 利用しやすい管理者画面の構築

Product Manager: プロダクト戦略の立案・決定と法人営業

使用している主な技術

Go,Swift,Kotlin,Python,React,Next.js,TypeScript,Terraform,AWS,Cognito,Snowflake,Android,iOS,BLE beacon,NFC,QR

小売店舗の DX を推進するデジタル接点と SDK

解決したい課題 / ユースケース

現在、様々な業界での DX が推進され、小売業界においても自社アプリが多く導入され、データ活用の試みが始まっています。小売業界の特徴として、実店舗を全国で持ち、お客様と実店舗でのインタラクションが存在することが挙げられます。現在、この実店舗でのアナログなインタラクションをデジタルなデータにするという課題解決が発展途上にあり、さらにその先の実店舗での購買行動の分析・活用までほとんど進んでいません。

CA スマート POP では、これらの課題に対し、自社アプリに対して SDK を導入するだけで、実店舗でのデジタルなインタラクションを可能します。SDK の導入により、実店舗に BLE Beacon・NFC・QR を用いたデジタル接点を作成すれば、その接点と簡単に接合し店内行動のデータ化と、そのデータに基づいて広告など 1to1 でコンテンツ配信が可能となります。

現在、導入企業を増やし、広告商品としての価値の向上、および、データの収集による実店舗版計測が進んでいます。並行して、デジタルサイネージ、NFC、QR のより効果的な活用で実現する、デジタル接点の拡充にも現在注力しています。現在の取り組みを基点として、実店舗でのお客様との 1 to 1 のコンテンツ配信にとどまらない、デジタルなインタラクションによる新しい体験の創出から、実店舗のデータ分析・可視化・運用までを一気通貫で実現するプロダクトへの成長を目指し、小売業界に新しいお買い物体験を創出します。

導入企業数に対してスケールするデータベースの負荷対策

解決したい課題 / ユースケース

CA スマート POP では、データベースの負荷対策が課題となっています。世の中には無数に BLE beacon が存在していて、常に BLE 信号を発しています。アプリに導入された SmartPOP SDK は店舗に置かれた本プロダクト専用のビーコンの信号をキャッチすると、サーバーと通信を行います。

現在、導入企業を増やす取り組みを進めていますが、今後さらに導入店舗が増えていくと、店舗に置かれるビーコンの数と SDK を導入するアプリが増えていき、指数関数的にサーバーへのリクエスト数が増加していきます。運用を行なっているアプリケーションサーバーはスケールアウトできる構成にしているため、リクエスト数が増加しても対応が可能な構成にしています。

しかし、データベースは primary と secondary それぞれ 1 台ずつの構成で運用しており、primary DB については現在スケールアップしか選択できない状況になっているため、単一障害点となってしまっています。今後のサーバー負荷増加を予測して、データベース自体の切り替えも視野に入れながら対応していく必要が出てきている状況です。

そのため、これから私たちのサービスに適した分散データベースを模索するところから始めていき、より頑健なサーバー構成を目指します。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=25615>

位置データ BI プロジェクト

AI事業本部 / 小売 DX

140兆円市場を、
再発明する。

CyberAgent
DX Div.

位置情報、POS データを利用した
小売の PDCA サイクルを加速させるツールの開発



技術タグ: 位置情報 効果検証

アプリ運用センター位置データ BI プロジェクトは、小売が持つ 1st party データである POS データと GPS から取得したスマートフォンの位置情報データ(個人情報には紐付かない形で)を利用し、小売の PDCA サイクルを加速させるツールの提供を目指す新規プロジェクトです。POS データと位置情報データを駆使することで、新しい視点での課題発見、施策の効果検証まで一気通貫して実現していきます。

Member

Sales/Business: 事業責任者、営業

Data Scientist: 位置情報、POS データの分析、施策の効果検証、ツールの開発。

使用している主な技術

Python, Tableau, Snowflake, JupyterLab, QGIS, GPS, AWS

新規店舗出店支援ツール

解決したい課題 / ユースケース

多くの小売企業では、事業成長の一環として、新規店舗の出店による売上増加を目指しています。一方で、新規店舗の出店は、小売企業にとって大きな意思決定になります。出店後の売上の見積もりと、出店にかかるコストとを比較して、利益が最大化される出店地を選びます。

出店地の決定までには、多くの情報を加味した出店戦略が立てられることが一般的です。例えば、出店候補地の周辺エリアに居住する顧客属性や、競合店舗の有無、類似店舗の売上など、様々な角度から情報を収集します。

私たちのプロジェクトでは、スマートフォンから取得した位置情報データを用い、出店戦略の一助となる情報の提供を目指しています。例えば、出店候補地での人流変化を捉えることで、日々の通行量が多いエリアを抽出することが可能になります。

また、私たちは位置情報データに加え、日本全国の POI データベースを保有しております。位置情報データと POI データから、特定の地点への来店を判定する予測モデルを適用することで、任意の地点への来店数を計測することが可能です。これを用いて、出店候補エリア内での近隣店舗への来店状況や、競合店舗への来店状況など、小売企業がもつ 1st party 単体では見えない情報の提供を目指しています。

さらに、新規店舗出店後の販促補助も目指しています。例えば、新規出店により人流変化がどのように変わったのかや、来店が少ないエリアの特定などを通じて、小売企業と二人三脚で新規店舗の売上向上を目指しています。

POS データ分析ツール

解決したい課題 / ユースケース

小売が持つ ID-POS は、顧客がいつ、どの商品を購入したのかがわかるため、現場レベルの意思決定から経営レベルの意思決定まで幅広く活用されています。例えば、販売促進のためのチラシ施策やクーポン施策、在庫管理のための需要予測など、今では必要不可欠なデータの1つと言っても過言ではありません。私たちが持っている位置データは、自店舗に訪れた顧客の店舗外の行動や、店舗に来店したことのない潜在顧客に対する示唆を与えることが可能です。位置データと ID-POS を組み合わせることで、今まで顧客の購買行動だけでは説明することの難しかった課題の解釈をできる可能性を秘めていると考えています。さらに、これらのデータから得られた課題に対して打つべき施策の立案、施策の効果検証まで一気通貫してできる世界を作ることができれば、小売業のさらなる発展に貢献できると信じています。私たちは ID-POS データ × 位置データを利用した、新しい意思決定サイクルを提供できるツールの開発を目指しています。

ミライネージ

AI事業本部



ミライネージ

MIRAI × SIGNAGE

広告在庫数
月間

約8.2億
imp

技術タグ: 組合せ最適化 効果検証 データマイニング

ミライネージは小売店舗内のサインージ広告プラットフォームで、提携している小売事業者のオフライン店舗にサインージを設置し、静止画・動画広告を配信することができます。販売促進および商品認知に繋がる「店舗メディア」の確立を目指しており、店舗内ユーザー行動の計測や広告効果分析に基づいた配信運用を強みとしています。

Member

Data Scientist: データ分析・配信ロジックの検証および実装

Software Engineer: サーバーサイド開発・管理画面開発・android アプリ開発

Product Manager: プロダクト全体のマネージメント・ロードマップ作成

Business: ビジネスプランの策定・配信管理・ビジネス用件をまとめる

使用している主な技術

Snowflake, Tableau, AWS(ECS Fargate, RDS, Lambda, Sage Maker, IoT, etc), scala, python, 因果推論 (DiD, CausallImpact), 組み合わせ最適化 (線形整数計画法), 統計モデル

店舗内計測と効果測定

解決したい課題 / ユースケース

インターネット広告とは異なりオフライン店舗におけるユーザー行動は計測が困難です。商品の購買は ID-PoS に記録されている一方で、来店・店舗巡回・広告視聴など購買に至るまでの行動データを取得するためには各種センサーを店舗内に設置して計測を行う必要があります。以前は店舗内計測には高価な機材が必要でしたが、近年の IoT の進展に伴い安価に様々な行動データを取得できるようになってきました。

私たちは AI カメラをサイネージ付近に設置し、サイネージ前を通る人の広告視聴の有無やユーザー属性（年齢・性別）を測定しています。配信しているクリエイティブごとに視聴時間やユーザー属性を集計・比較することで、よく見られる傾向にあるクリエイティブや見られやすいユーザー属性を明らかにし、配信の改善に活用しています。

AI カメラ以外にも、店舗内の商品陳列だなに重量センサーを設置し商品取得を検出する試みや、ビーコンを使って店舗内巡回データを取得する試みがあります。

広告配信最適化

解決したい課題 / ユースケース

広告は案件ごとにリーチしたいユーザー象があります。例えば、洗濯用洗剤であれば主婦層に、エナジードリンクであれば働き盛りの若年～中年が広告を打つべき対象となるでしょう。また、小売店舗では時間帯や店舗によって来店客層が大きく異なることがよく知られています。ID-PoS を分析することで様々な角度から来店客層の違いを把握することができ、広告を来店客層に合わせて配信することができます。簡単な例だと、朝・昼・夕・夜の四つの時間帯ごとに配信する広告を出し分けることができそうです。

このような配信の出し分けをより細かい粒度で適切に行うことができれば、リーチ効率はさらによくなることが想像できます。私たちは、①店舗②日付③時間の三つの軸で分けられた広告枠を定義し、それぞれの広告枠に配信する広告の頻度を組み合わせ最適化問題として定式化することで広告配信効率を高める取り組みをしています。組み合わせ最適化はビジネス上の多数の制約条件を数学的に表現しながら、現実的な時間で計算が終わるように実装する必要があります。ビジネス上の制約とは、例えば広告主あたりの配信回数や特定の広告主だけに利得が偏らないようにする、などになります。組み合わせ最適化は最適化対象が多くなると急激に計算時間がかかることが知られており、計算時間が増えすぎないようにすることも大切です。多数の店舗の配信状況を同時に最適化する場合などは最適化の精度を落とさずに近似的に解くための工夫が必要になります。

データワン

AI事業本部 / AI Lab



技術タグ: データマイニング 効果検証

小売業界のDX化のアプローチの一手として4社合併の会社でプロダクトの開発をしています。年間3兆円の大規模な流通小売の購買データとキャリアデータを掛け合わせることで、膨大なユーザー数を捕捉できるデジタルマーケティングのプラットフォームを構築します。こういったデータを扱う会社は日本でもほとんどないため、引き合いも多く、これからどう成果を出していくかが問われるチャレンジングなマーケットです。

Member

Product Manager: システム要件定義・開発進捗のマネジメント

Data Scientist: データサイエンス観点からのシステム設計・各種アルゴリズムの検証・実装

Backend Engineer: システム設計・実装

使用している主な技術

AWS (ECS-fargate, RDS Aurora, Lambda SageMaker, etc...), uplift modeling, CTR/CVR prediction, A/B testing, python

購買をリフトさせる広告配信



解決したい課題 / ユースケース

今まで旧アドテク本部の主要取引先であったスマホゲームやECなどのネットサービスからオフラインの小売業界に踏み込みにあたって、そのオンラインマーケティング上の最重要課題は「購買をどうリフトさせるか」です。広告における購買リフトとは、広告をあてなかった場合と比較して広告を当てた場合にどれだけ購買（確率）が増えたかを意味します。AI事業本部やAI Labでは、広告配信×リフトの研究が行われてきました。そこで貯まった知見を用いたり、新たに生まれる課題を定義してうまく解きながら、購買をリフトさせる広告配信アルゴリズムを追求していきます。そのアルゴリズムは、日本では大きな成功事例のない小売のオンライン広告マーケティングの成功の鍵を握っています。

O2O(Online to Offline) 広告配信のための DMP(Data Management Platform)

解決したい課題 / ユースケース

ターゲティング広告配信において「いかにユーザが求める広告を配信できるか」はユーザ、広告主双方にとって重要な課題の一つとなっています。特にO2O広告配信においては会員情報のようなユーザに提示された属性だけでなく、購買履歴などの行動ログから適切な属性を見いだせるかが解決のための鍵です。例えばとある商品の「こだわり」のような一般的には曖昧で定性的な指標をデータから定量的に定義することでユーザの好みに沿った効果の高い広告配信に繋がれると考えています。このように膨大な量のPOSデータをただ保存するだけではなく、サービスにとって価値のある情報を提供できるようなDMPの構築を目指しています。

MG-DX

AI事業本部



MG-DX

Medication Guidance

Digital Transformation

立ち上げからの期間

2年

導入店舗

1000
店舗以上

2040年までに
目指す時価総額

1兆円

技術タグ: 効果検証 データマイニング 行動経済学

MG-DX は処方薬情報・服薬指導情報など医療・医薬特有のデータと機械学習や統計を活用して、医療機関・薬局 / ドラッグストアのオンライン化・次世代化の支援や新しい価値の提供を目指すプロダクトです。オンライン診療・オンライン服薬指導・処方箋事前送信・お薬手帳等の機能を備えた「薬急便」というサービスをWeb・App(iOS/Android)・LINE ミニアプリといった各種プラットフォームで提供しています。

Member

Data Scientist: データ分析、機械学習モデル構築、サービス設計など

Backend Engineer: バックエンド開発、サービス設計

Frontend Engineer: フロント開発、サービス設計

Designer: 自社サービスの UI デザイン設計、サービス設計

Business: 営業、広報、サービス設計など

使用している主な技術

Python, R, BigQuery, MySQL, Vertex AI, Terraform, A/B testing, Treatment Effect, OCR, Sudachi, Vision API, Access Analysis, Text Analysis, Speech to Text, Speech Analysis, Sentiment Analysis

オンライン診療・服薬指導中の患者の表情・音声解析による理解度と感情の可視化

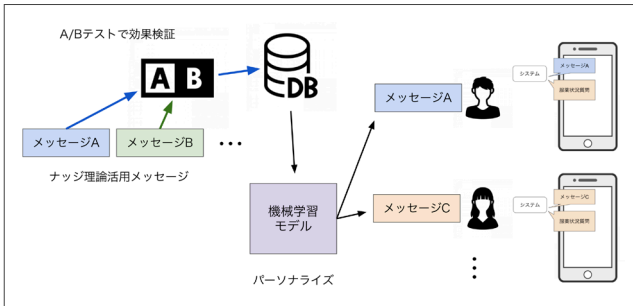


解決したい課題 / ユースケース

MG-DX では患者と薬剤師のコミュニケーションを円滑にする様々な機能の提供を目指しています。薬局業務の1つに「服薬指導」という、薬剤師から患者への情報（薬の飲むタイミング、飲む際の注意点 etc.）提供や患者から薬剤師への相談が行われるプロセスがあります。服薬指導の際、患者が満足する服薬指導をできているか（e.g. 薬剤師の説明した内容を患者がしっかり理解できているか）を薬剤師に対し定量的に可視化することでより満足度の高い服薬指導が実現できると考えられます。

上で述べた内容実現のために表情解析（画像解析）や音声解析の技術に注目しています。MG-DX が提供する「薬急便」ではオンライン上で服薬指導を行うため服薬指導時の音声データや画像データを取得することが可能です。（患者のプライバシーを考慮して）そのデータと表情・音声解析の技術を掛け合わせることで、薬剤師の説明内容に対する患者の理解度や不安などの感情の可視化の実現を目指します。また、可視化情報を用いて理解度向上や不安改善を目的とした薬剤師への会話内容のサジェストにも取り組みたいと考えています。

ナッジ理論を活用した服薬期間中患者のフォローアップの検証



解決したい課題 / ユースケース

2022年9月1日の改正医薬品医療機器等法（通称：薬機法）の施行により、薬剤師が調剤した薬剤の使用期間中に必要に応じて、患者のフォローアップ（薬剤の使用の状況を継続かつ的確に把握する）を行うことが義務化されました。

この問題に対処するために、MG-DX ではサービスの1機能として、処方後に服薬情報をアンケート形式で確認するシステムを提供しています。その際アンケートに回答してくれる患者の数を増やすことが重要になります。アンケートへの回答患者数増加のために、MG-DX ではナッジ理論の活用注目しています。ナッジ理論は行動経済学の理論の1つであり、「人の意思決定の癖を活用し、多額の金銭的な報酬を用いずに、その人がより良い行動を取るように促す」ことを目的とする理論です。また、ナッジ理論を活用したメッセージは複数パターン作成することが可能ですが、患者の特性（e.g. 年齢、症状）毎に最も効果のあるメッセージは変化すると考えられます。それに対処するための、介入効果（ここでは、メッセージ毎の回答患者数の違い）を考慮した機械学習モデルの構築も注目しているトピックの1つです。

センサス AI

AI事業本部 / 行政 DX / GovTech

GovTech 開発センター



判別精度
90%
以上

検出区分
8区分
以上

映像時間
5000
時間以上
(2022/6/30 時点)

技術タグ: 画像処理 ニューラルネット

高精度な画像認識 AI を使用した交通量調査サービスです。

これまで、交通量調査や人流計測は調査員が手動でカウントしていましたが、調査員の人手不足により、AI を活用した交通量解析のニーズが高まっています。また、AI 解析の活用により、常設カメラを活用したリアルタイムな計測も可能になり、スマートシティ整備において重要なタイムリーな交通量データ取得へとつながることが期待されています。

Member

Product Manager: ビジネスプランの策定、プロダクト全体のマネジメント・ロードマップ策定

ML Engineer: アーキテクチャや技術の選定、モデル開発 / 検証、クラウド / エッジシステムの構築

Business: 全国の自治体への提案と課題収集

Researcher: 国内外の最新事例の技術調査

Data Management: 膨大なデータの管理、アノテーションルール制定、アノテーション実施、データ分析

使用している主な技術

Python, C++, OpenCV, Multi Object Tracking, ONNX, AWS(S3/SageMaker/ECR/Amplify/IoT Greengrass/Kinesis/Cognito/DynamoDB), React, DeNoise, DeRain, DeHaze, Low-Light Image Enhancement, クラウドコンピューティング, エッジコンピューティング

柔軟性と安心性の高いシステム

解決したい課題 / ユースケース

自治体などでの運用・導入においては、各自治体が利用しているカメラごとの仕様の違いによる導入ハードルやネットワーク環境、セキュリティなどのハードルがありました。

そのため、以下に対応した開発を進めています。

- どのカメラでも対応可能
- 豊富な処理方式
 - 国内サーバーを使用したサーバー処理型
 - エッジ端末を使用したエッジ処理型
 - 外部記憶装置（SD カード等）受け渡しでの動画解析
- ISO27001 準拠

高精度な検出 AI



解決したい課題 / ユースケース

交通量解析は屋外での観測が中心となり、理想的な位置にカメラを設置できなかったり、外的要因（昼夜、天候など）による計測精度の低下が問題となります。センサス AI は、あえて過酷な設置状況や昼夜、天候を想定し、データを収集しながら試行錯誤を繰り返し、AI の改善を続けています。また、カメラを活用した道路保全・管理に向けた異常検出や環境状態検出にも取り組み、カメラの有効性の幅を広げています。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=27542>

ロボットサービス事業部

AI事業本部 / ロボットサービス事業部



取り扱った
ロボットの種類

9

実証実験の
実施回数

12

実社会でロボットと
人間をインタラクション
させた累積時間

600時間
以上

技術タグ: ヒューマンコンピュータインタラクション 屋内情報活用

大阪大学石黒研との共同研究講座で研究を進めているチームと連携しながら、人型ロボットを始めとする対話エージェントを活用した接客等のソリューションをゼロから開発しています。

人とロボットがインタラクションする際の体験デザインを重視しており、試作と検証を何度も繰り返すため、採用する技術はエコシステムの恩恵を受けやすい・プロトタイプを開発するまでのスピード感を出しやすいもの、という軸で選定しています。

Member

Product Manager: 実証実験の協力パートナーの開拓や、事業戦略・KPI 設計、要件定義や UI/UX 設計などエンジニアリング以外の領域を幅広くカバーしています。

Multistack Engineer: ロボットプロダクト開発は総合格闘技と言っても過言ではなく、ハードウェアからソフトウェアまで一通りのレイヤの開発を基本的に 2 人で回しています。

使用している主な技術

Docker, Next.js, Ruby on Rails, TypeScript, Ruby, Python, C#, Kotlin, OpenVINO, OpenCV, Unity, Blender, Electron, Twilio, SkyWay, AWS (Amplify/S3/Athena/Kinesis Firehose/Lambda/CloudWatch), GCP (GAE), RealSense, Arduino, M5Stack, Raspberry Pi, Pepper, RoBoHoN, Sota

人の特徴・行動をセンシングし、接客内容をリアルタイムにアップデートする

解決したい課題 / ユースケース

ロボットとの接客体験をより向上させる上で、周囲の状況や接客相手の反応を捉えながらインタラクションを設計する必要があります。これを実現する上で、様々なセンシング技術の活用が鍵となってきます。現状においても、カメラやソナーを用いた人物検出によって周囲にいる人にロボットが声をかけたり、近寄ってきた人に振り向くなどといった動作を実現していますが、まだまだ初歩的でありやりたいことがたくさんあります。

将来的には個人単位での識別、行動追跡などを低コスト・低レイテンシーで実現し、その人と会うのは何回目か？何を好む人なのか？など、知り得た情報から接客内容をアップデートする仕組みを作りこむことで、「人々から信頼を獲得し続けるエージェント」を目指していきます。

ロボットの接客がもたらした効果の計測

解決したい課題 / ユースケース

接客ロボットの価値を示す上で効果検証は欠かせません。例えば商品の販促を行うロボットであれば商品の購買データはもちろん必要ですが、接客した内容や接客後の人物がとった行動などとの因果関係の説明が必要になってきます。こちらにおいてもセンシング技術が重要な要素になり、どのようなデータを計測するか、計測したデータをどのように組み合わせて分析していくかを考えねばなりません。

計測データの取捨選択および様々なメトリクスでの分析はオンラインマーケティングでも行われていることですが、オフライン領域ならではの変数や計測方法が存在し、困難も孕みますが取り組みがいのある領域です。

接客対話プロジェクト

AI事業本部 / AI Lab



累計論文採択

32件

累計フィールド
実験

42件

累計接客効果事例

8件

技術タグ: ヒューマンコンピュータインタラクション 画像処理 自然言語処理

対話エージェント（ロボット、チャットボット、バーチャルエージェント）による接客対話の研究プロジェクトで、「人が信頼したくなる対話エージェントの実現」を目標に、対話システム・遠隔操作システム・状況認識器・インタラクション研究等の研究テーマに取り組んでいます。小売店舗や公共空間、WEB サイト等の実フィールドでの実験によって、商業的に活躍できる実用的な対話エージェントの実現を目指しています。

Member

Research Scientist: 研究課題抽出、データ収集、データ分析、アルゴリズム立案、システム実装、実験評価レポート、PoC 実装、外部成果発表、共同研究折衝、事業技術相談
Research Engineer: 実装課題立案、アルゴリズム・システム実装、実験評価レポート、PoC 実装、事業技術相談

使用している主な技術

Python, Tensorflow, PyTorch, GCP, Javascript, Electron, Arduino, Rasberry Pi, Java, Robots

アバターロボットを用いた遠隔対話技術の研究開発

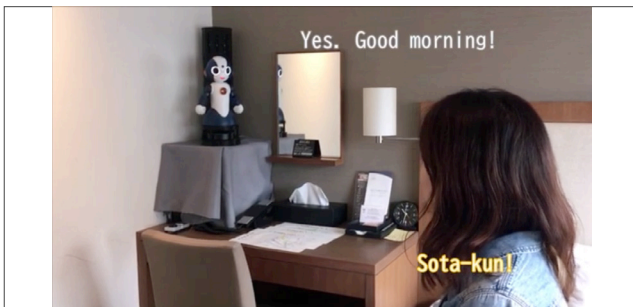


解決したい課題 / ユースケース

労働力人口の減少や都市への人口集中が問題になっている現代において、働きたい人が時間や場所に縛られずにどこからでも、インターネットにつながる自分の PC やタブレットを使って、ロボットを通して接客業務に従事することのできる遠隔対話ロボットシステムを開発しています。

2020年9月からは内閣府が主導するムーンショット研究開発型事業において、誰もが自在に活躍できるアバター共生社会の実現を目指し、石黒浩教授がプロジェクトマネージャーを務めるプロジェクトに参画し、様々な企業・フィールド（小売店舗・アミューズメント施設・保育教育施設・公共交通機関等）と連携し実証実験を実施しています。

ホテルでのおもてなし対話ロボット



解決したい課題 / ユースケース

本研究は、東急不動産グループ様のご協力のもと、長時間にわたる対話可能なシーンにおいて、破綻なく自律的に会話・サービス提供ができる対話システムの研究開発や、ロボットが利用客と調和的に関わり合うインタラクションの研究を進めています。タスク指向型対話と雑談対話を組み合わせ、顧客体験とサービス提供の両方を実現する対話システムの実現を目指しています。

関連リンク <https://cyberagent.ai/ailab/research/hci/>
<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=24939>
<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=27780>

ベクタグラフィックス研究開発

AI事業本部 / AI Lab



ICCV2021採択

2件

産学連携

3件

技術タグ: 画像処理 ニューラルネット

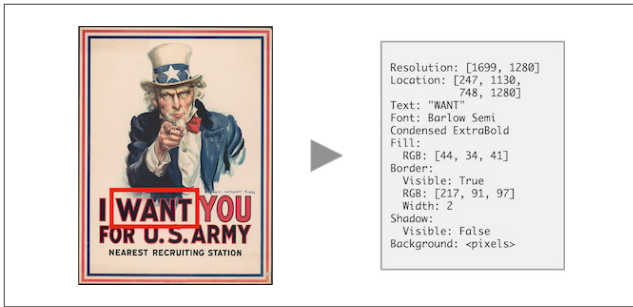
Member

Research Scientist: 研究課題抽出、データ収集、データ分析、アルゴリズム立案、実験評価レポート、PoC 実装、外部成果発表、共同研究折衝、事業技術相談

使用している主な技術

Python, Tensorflow, PyTorch, BigQuery, Apache Beam, GCP AI Platform, AWS SageMaker

テキストのベクタ再構成



解決したい課題 / ユースケース

この研究プロジェクトではラスタ画像に写るテキストの再ベクタ化に取り組みました。ラスタ画像では全てがピクセルのドット絵で表現されているため解像度が固定で再編集ができないため、既存のデザインを再利用することが困難でした。我々は深層学習を用いて、描かれたテキストの認識、色彩やエフェクトなどのスタイリング情報の抽出、そして隠れてしまった背景画像の推定を同時にこなすことで、ラスタ画像のテキストを再編集可能なベクタ画像として再構成する手法を開発しました。我々の手法では与えられた画像に対し、テキストの認識、スタイルの認識、背景の推定の初期値を推定するモジュールと、ベクタ画像として再描画した画像を入力画像に近づけるフィードバックモジュールの二つから構成されています。書籍表紙と広告バナー画像を対象とした評価ではラスタ画像でテキスト編集をする既存手法に比べて遜色ない品質をベクタ画像で達成しました。本研究の成果は「フィード自動承認 AI サービス」にて活用されており、ラスタ画像に写るプロモーションテキストを自動的に削除することで広告審査基準に適合するバナー画像を自動で制作することが可能となりました。

デザインテンプレートの自動生成



解決したい課題 / ユースケース

画像をピクセルの集合として表現するラスタ形式に対し、SVG や PDF のように画像をシェイプ、テキストなどの要素の集合として表現するベクタ形式を対象とした画像生成手法はこれまで研究事例があまり見られませんでした。この研究プロジェクトではベクタ形式の画像を直接出力する機械学習モデルの開発に取り組みました。ベクタ形式の画像は要素の集合からなるドキュメントと見なすことができるため、この研究では要素集合を多数のモダリティからなるシーケンスデータと見做し、これを低次元空間に埋め込んで再構成するような VAE と呼ばれるモデルを構築しました。Web から収集したグラフィックデザインとアプリ UI のレイアウトのデータで評価し、本手法によりベクタ形式の画像の再構成と生成が原理的にできることを実証しました。生成されるデザインテンプレートについて本手法はまだまだ品質面で改善の余地があるものの、グラフィックデザインの自動生成に向けた大きな一歩である他、将来的な品質改善によってクリエイティブ制作のワークフローを大きく変える可能性が期待されます。

関連リンク

<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=26584>

<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=26583>

<https://cadc.cyberagent.co.jp/2022/program/research-on-creative-generation/>

音声研究開発

AI事業本部 / AI Lab



音声合成・声質変換・音声認識を始めとする
音声のコア技術をスクラッチで研究・整備

社内収録データ

10万発語
以上

外部購入の
商用可能データ

600時間
以上

産学連携

2件

技術タグ: 音声合成 音声認識 自然言語処理

デジタルツインレーベルや極 AI 向けの音声合成モデルを作ったり、AI Shift と連携して電話向けの音声認識や音声合成のモデルを作ったりしています。デジタルツインでは著名人の再現に注力し、極 AI 向けでは多様な声を作ることに注力しています。音声認識では、外部サービスにない「仮名認識」や、案件特化の言語モデルを作っているほか、汎用音声認識の精度向上や、軽量なストリーミング認識などにも取り組んでいます。

Member

Research Scientist: 研究課題抽出、データ収集、データ分析、アルゴリズム立案、システム実装、実験評価レポート、PoC 実装、外部成果発表、共同研究折衝、事業技術相談

使用している主な技術

Python, C++, Go, Rust, Tensorflow, PyTorch, JAX, ONNX, GCP, AWS SageMaker, JavaScript

デジタルツインレーベルの音声合成

解決したい課題 / ユースケース

デジタルツインレーベルでは、著名人の 3DCG モデルを制作し、本人の稼働を割かずになんらかの新たな映像を作ったり、活動したりできるようにします。その 3DCG モデルが本人らしく喋ることで、より魂のこもった表現が可能になります。これまでの音声合成では、プロの声優に非常に細かい指示を出しつつ大規模な収録を行っていましたが、著名人の収録ではそのような収録が難しい場合があります。限られたデータで安定した発話を実現しつつ、著名人独特のスタイルの再現度を高めるため、様々な要素技術を開発しています。その一つには、アクセントの正確な制御を可能にする機械学習の条件付けの工夫があります。それに合わせ、収録音声のアクセントを音声から推論する手法も提案し、効率化を実現しています。また、台本通りに読めなかったり、音声合成のために収録したわけではない発話を学習データに使うために、独自の音声認識手法も活用しています。さらに、発話安定性と品質、制御性能、データ効率を高める転移学習の工夫も行っています。社内外の 150 人以上から収録した音声データを始め、データ整備も進めています。

自動電話応対向けの音声認識と音声合成と対話システム

解決したい課題 / ユースケース

AI Shift では、コロナワクチンの自動予約受付や道路交通情報サービスなど、様々な案件の電話自動応対システムを提供しています。汎用音声認識では対処の難しい、人名や地名に特化した認識手法を AI Shift の ML/DS チームと協力して作りました。例えば、音に忠実な仮名認識モデルを作って汎用音声認識と併用することで、読みを手がかりに候補を絞り込んで認識精度を高めています。また、特定の地域の地名が発話されると予めわかる状況では、読みの音素列と予め用意した地名の音素列との類似度を利用して EntityLinking を行ったりしています。電話音声では様々なマイク、環境、コーデックなどに起因する音の歪みが激しく、通常の音声認識モデルでは子音などの認識が難しいことから、文脈に応じた賢い補正に挑戦する余地があります。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=26503>
<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=25849>
<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=26776>

遅れCVプロジェクト

AI事業本部 / Dynalyst + AILab



技術タグ: データマイニング 効果検証

遅れ CV プロジェクトは Dynalyst と AILab で行われた共同研究プロジェクトの1つで、正解ラベルの観測遅延によって発生するミスラベルが予測性能に与える悪影響への対処方法を提案しています。

Member

Research Scientist: 研究内容のプラダクトへの応用可能性や研究全体のマネジメントを行う

Data Scientist: 実プロダクトでの実装や A/B テストを担当

Software Engineer: 実プロダクトでの実装支援

使用している主な技術

Python, R, FFM, LibFFM, A/B testing, causal inference

遅れ CV の問題

解決したい課題 / ユースケース

広告配信ではユーザーの購買やログインといった広告主にとって価値のあるアクションの予測を行うことが、広告オークションにおける入札戦力の観点から重要だと知られています。しかし、これらのユーザーの行動は予測モデルを学習している時点では発生していないケースがあります。この場合、本来購買 / ログインするユーザーをしらないユーザーとしてしまうため、過小な予測をおこなってしまいます。

遅れ CV プロジェクトでは AILab と Dynalyst で共同研究を行い、この問題に対する改善策を研究してきました。2020 年には因果推論のアプローチを応用した研究成果が The Web Conference(WWW) に採択され、2022 年には PULearning で使われるアプローチを応用した論文が Knowledge, Discovery and Data Mining(KDD) に採択されました。

関連リンク <https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/33310/>
<https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/33921/>
<https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/34628/>

文脈付きバンディット

AI事業本部 / Dynalyst + AILab



改善した CTR

数%

採択された
ICMLの採択率

22%

技術タグ: データマイニング 強化学習

Dynalyst において配信される広告クリエイティブの選択ロジックを最適化することを目指す Dynalyst と AI Lab の共同研究プロジェクトです。ユーザー情報や時間帯など、様々な文脈情報を加味してクリエイティブを選択するバンディットアルゴリズムを開発することで、そのときその人に最適な広告クリエイティブを選択することを可能とします。

Member

Research Scientist: アルゴリズム開発・性能検証・プロダクト実装・A/B テスト実施・論文執筆

Data Scientist: プロダクト全体のマネジメント・アルゴリズムのレビュー

Software Engineer: 実プロダクトでの実装支援

使用している主な技術

contextual bandit, Lasso, causal inference, Python, Scala, scipy, A/B testing

大量の文脈情報を加味した広告クリエイティブ選択

解決したい課題 / ユースケース

広告配信では、CTR や CVR などの指標が高い広告クリエイティブをユーザーに対して提示することが重要となります。

このとき、時間帯・ユーザーが利用している OS などをはじめとする文脈情報を適切に利用することで、よりユーザーにとって望ましい広告クリエイティブの選択を行うことが可能となります。

しかし、大量に存在する文脈情報の中には広告クリエイティブ選択に不必要な情報も多く含まれているため、本当に必要な情報のみを考慮して適切なクリエイティブの選択を行うことは困難であることが知られています。

文脈付きバンディットプロジェクトではこの問題に対処するために、AI Lab と Dynalyst で共同で研究を行っています。

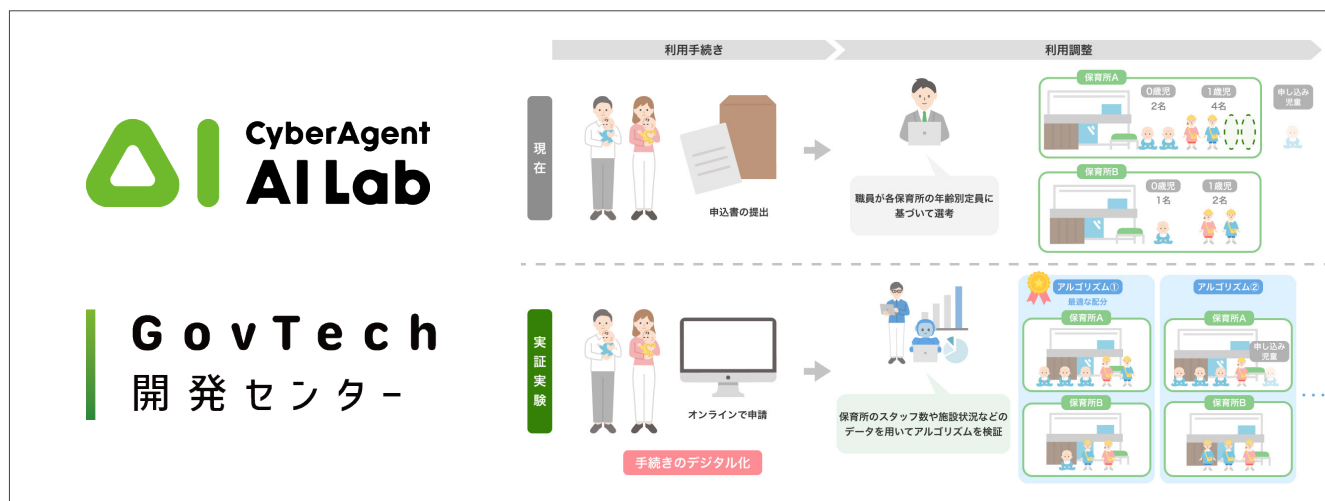
その取り組みとして、回帰分析において変数選択を促すラッソ回帰を用いることでクリエイティブ選択の意思決定に必要なとなる文脈情報を自動で抽出するバンディットアルゴリズムを開発し、研究成果が International Conference on Machine Learning (ICML) 2022 に採択されました。

また、Dynalyst にて A/B テストを実施することで、開発したアルゴリズムが既存のアルゴリズムを上回る性能を持つことを確認しました。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=27702>
 <https://arxiv.org/abs/2010.11994>

利用調整 AI

AI事業本部 / GovTech+AI Lab



実装した
アルゴリズム

12

シミュレーションを
提供した自治体

5

既存のマッチングと
同等かそれ以上の
マッチングをみつけられる確率

100%

技術タグ: マッチングアルゴリズム マーケットデザイン 行動経済学

少子化が急速に進む日本において保育所が利用できない待機児童問題の解消は喫緊の課題です。利用調整 AI は (1) 適切な情報介入によって保護者・児童の選好申告を容易にする UI と、(2) 保護者・児童の希望を最も叶えやすくするアルゴリズムからなります。GovTech 開発センターと AILab 経済学社会実装チームが東京大学マーケットデザインセンターと共同で渋谷区や多摩市などの自治体と実証実験を進めています。

Member

Research Scientist: アルゴリズム開発・実装、A/B テスト、データ分析、シミュレーション、論文執筆

Research Engineer: アルゴリズム実装、データパイプライン設計

Software Engineer: フロントエンド実装

Business: 自治体との交渉・調整、事業化

使用している主な技術

Python, C, JavaScript, OR-Tools, SCIP, CP-SAT, React, Django, 線形計画法、混合整数計画法、マッチングアルゴリズム、行動経済学、情報介入、ナッジ、フィールド実験

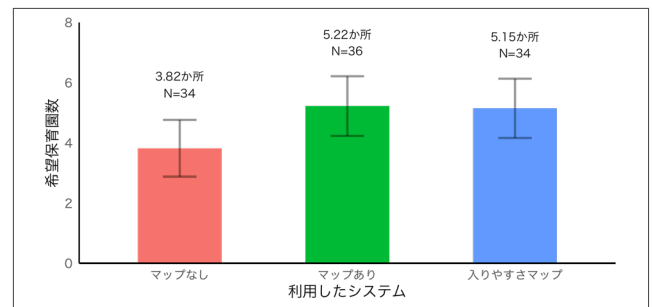
待機児童を最小化する保育所市場のマーケットデザイン



解決したい課題 / ユースケース

保育所の利用人数には上限があるため、自治体では児童の保育の必要性などをもとにどの児童を優先するかを決め、できるだけ不満がないような保育所の配分を実施します。この過程ではもともと保育所に入っていた児童の転園や、兄や姉と同じ保育所に入りたいという要望など複雑な希望を処理する必要があり、自治体によっては1週間も利用調整にかかりきりというところもあります。GovTech 開発センターと AILab は東京大学マーケットデザインセンター（UTMD）との共同研究により、自治体の利用調整ルールの改善やマッチングアルゴリズムの開発を進めています。利用調整 AI は転園や兄弟の存在などさまざまな制約のもとで待機児童を最小化し、希望を最もよく叶えるアルゴリズムを提供します。これまで12にのぼるアルゴリズムを実装し、実際にさまざまなデータセットで試した結果、どのようなデータでも自治体でのマッチング結果と同等かそれ以上の結果を返すことを確認しています。また、UTMD との共同研究の結果、2022年度から多摩市において、より保育所の希望の申告が容易になるような利用調整ルールの変更が実現しています。

行動科学による保護者の意思決定の支援



解決したい課題 / ユースケース

保育所の利用申請にあたっては、各保育所の情報を収集し、保育所の近さや保育内容、環境といったさまざまな要因を分析し、比較検討した結果、適切な順位づけをする必要があります。一部自治体では保育所の所在地のマップをウェブ上で提供していたり、各保育所も施設情報などをHPで公開しているものの、最終的には書類での申請となるため手続きが煩雑になっています。2人以上のきょうだいの保育所を希望する場合、その組み合わせは保育所数の2乗となり限られた時間では到底最適な保育所の並べ替えは不可能です。また、保育所の入所確率は他の保護者の行動に左右されるため不確実性が高いものとなっています。こうした極めて困難な意思決定過程においてAIによる予測や情報介入は大いに役に立つと考えられます。利用調整AIは利用申請プロセスを完全デジタル化し保護者の作業負担を軽減します。さらに、各保育所の入所難易度の可視化など適切な情報介入によって認知負担を減少させ、最適な希望順の発見を支援します。こうしたアイデアは実際のシステムとして開発し、ユーザーからのフィードバックを得て定量的な解析により最適なUI設計を進めています。

関連リンク <https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/35602/>
<https://www.cyberagent.co.jp/way/list/detail/id=26671>
<https://www.youtube.com/watch?v=wL8x1KuHySA>

推薦

メディア / ABEMA



技術タグ: レコメンド 効果検証 MLOps 基盤

ABEMA の提供するサービスの重要な柱の一つである、推薦システムの開発、オフライン・オンライン検証、運用を行っています。ユーザーに提示するコンテンツの選出を、ビジネス要件とシステム要件を併せた全体設計からサービスへの実装・分析まで、一貫して行う組織です。

Member

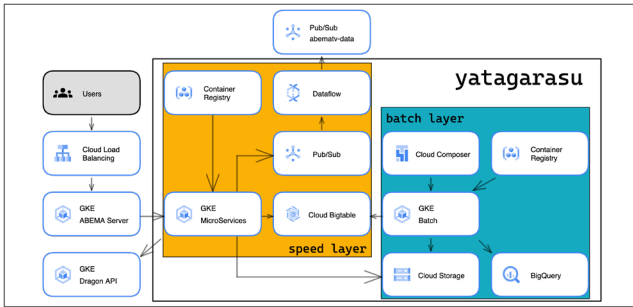
Data Scientist: 統計・機械学習手法を用い、課題の発見、施策設計、オンラインテスト設計および評価を行う。

ML Engineer: 施策に応じた機械学習ロジックの開発およびレコメンド基盤への実装、新ロジックの研究を行う。

使用している主な技術

Python, FastAPI, BigQuery, Kubernetes, Bigtable, Cloud Composer, Tableau, Github Actions, CircleCI, PipeCD, Matrix Factorization, Learn to Rank, Reinforcement Learning, Clustering, Gradient Boosting Decision Tree, Deep Neural Network

Yatagarasu(レコメンド基盤)



解決したい課題 / ユースケース

Yatagarasu は ABEMA のサービスグロースのスピードに対応するため、新たに構築されたレコメンド基盤です。データ処理基盤に蓄積されたデータを元にそれぞれのユーザにパーソナライズされたコンテンツを提供しています。ABEMA における推薦の課題は、大きく2つあります。1つ目は、WAU 1500 万前後で推移するサービスであり、大規模なトラフィックに対応するスループットと推薦精度の両立が求められる点です。Yatagarasu ではこの課題に対し、オンクラウドでスケラブルなシステムを構築することで対応しています。2つ目は、リニアと VOD、無料コンテンツと有料コンテンツ、オリジナルコンテンツと外部コンテンツといった、他社にはない多様なサービス構造に対応しなければならない点です。この課題に対しては、マイクロサービスアーキテクチャを採用し、各所で運用されるレコメンドロジックを独立したサービスとして開発、運用することで対応しています。

ホーム画面推薦

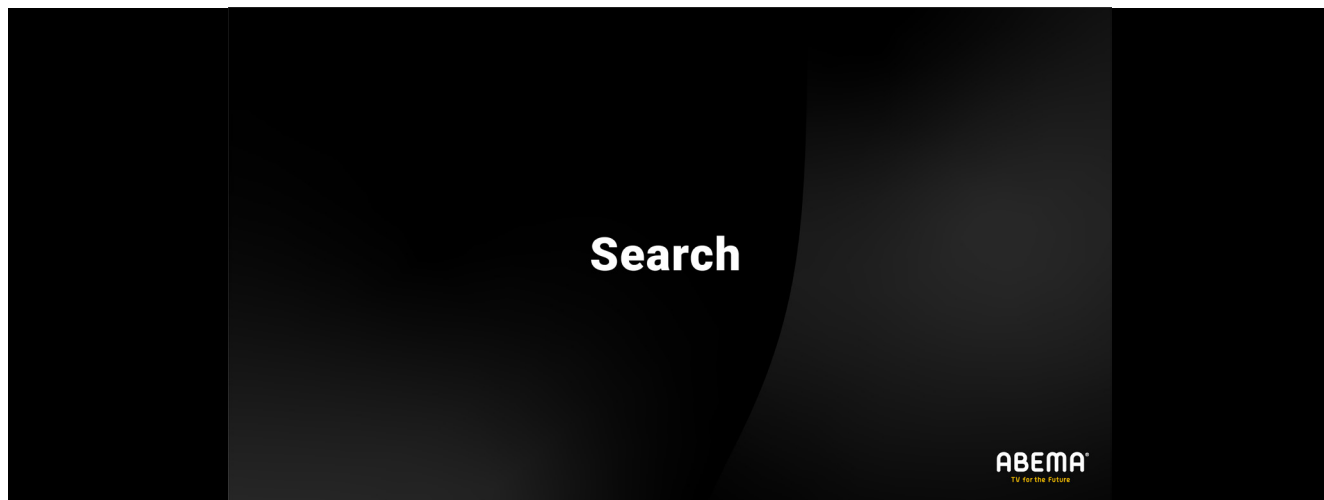


解決したい課題 / ユースケース

ABEMA に来訪したユーザが初めに訪れるホーム画面は、ユーザの嗜好に合わせたコンテンツを提示するほか、サービスのブランディングやユーザの興味の幅を広げるなどの意味を持つ、重要な画面です。ホーム画面における推薦の課題は、ただユーザの嗜好に合わせた推薦を行うだけでなく、ブランドコンテンツの訴求やユーザに新たな嗜好の発見を促すコンテンツの訴求などの相反する項目を踏まえた全体最適化を考える必要がある点にあります。また、ABEMA は基本無料で利用できるサービスとなりますが、高次のユーザ体験を提供するための有料プランも展開しています。そのため、無料サービスとしての質を担保しつつ、ABEMA をより快適に利用してもらうための有料機能の訴求も同時に行う必要があります。ABEMA 推薦チームではこれらの課題にあたり、候補生成と横・縦方向ランキングを有機的に結合した面生成ロジックや、複数の指標を最適化するロジックやそれに伴って要求される特徴量の開発などを行っています。

検索

メディア / ABEMA



技術タグ: 検索 レコメンド 自然言語処理

ABEMA の検索では、ユーザーが視聴したいコンテンツにたどり着けるように、検索クエリの入力を支援する機能や検索画面の UI の設計だけでなく、検索を通して新たなコンテンツの発見に繋がるような検索体験の設計・開発を行なっています。また、これまでのノウハウを活かして、ユーザーだけでなく ABEMA 内の他のチームからも検索を利用できる仕組み作りにも取り組んでいます。

Member

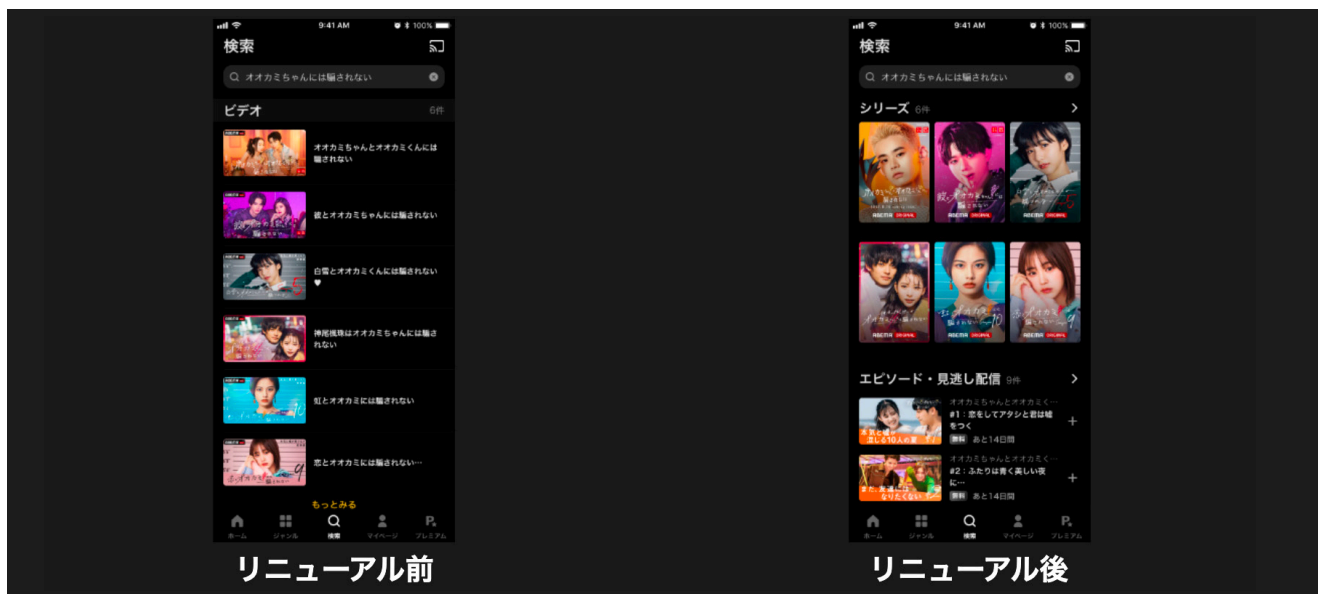
Project Manager: プロジェクトの実施目的・背景の策定、ステークホルダーとの合意、要件定義 (PRD 策定)、ユーザーリサーチ、施策のインパクト試算、優先度決め、必要なメンバーのアサイン、進捗確認を担当

Data Scientist: 課題発見、KPI・AB テストの設計、分析、レポートの作成を担当。

ML Engineer: 検索に関するシステムの要件整理、設計、開発、運用を担当。

使用している主な技術

Java, Go, Spring Boot, Apache Hive, Apache Solr, Apache Kafka, Airflow, Amazon S3, Redis, nginx, Kubernetes, Cloud Storage, Cloud Pub/Sub, Bigquery, Prometheus, Tableau, Terraform



解決したい課題 / ユースケース

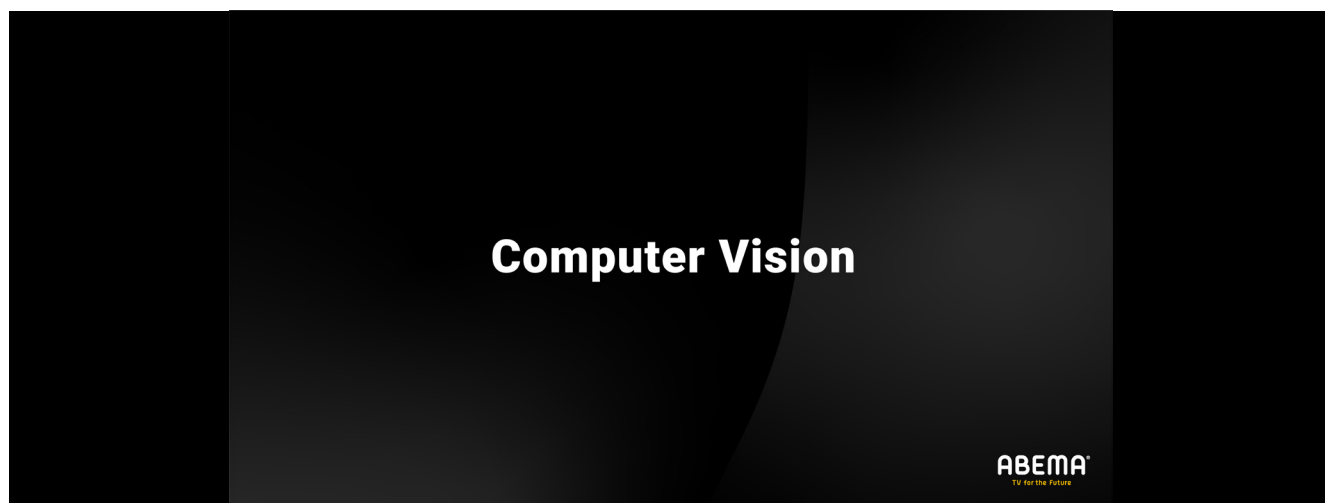
ABEMA には検索窓（検索クエリを入力するフォーム）が用意されており、ユーザーが入力したクエリに対して検索結果を表示します。ユーザーの中には、視聴したいコンテンツが明確になっているユーザーもいれば、あるジャンルで無料で観られるコンテンツをざっくり探したいユーザーもいるでしょう。検索チームでは、ABEMA のユーザーにとって「よい検索」とは何かを考えながら、検索システムの開発を行なっています。

ABEMA の検索システムは、Elasticsearch や Solr を始めとする全文検索エンジンだけでなく、検索結果を表示する UI やユーザーの検索を支援するクエリ提案アプリケーションなど、様々なコンポーネントが連動して成り立っています。そのため、各コンポーネントについて、オンラインテストを実施してデータドリブンに改善を行なっています。たとえば全文検索エンジンでは、ユーザーの行動ログを用いて CTR や 0 件ヒット率など検索精度に関わる改善や、レイトンシなどのシステムパフォーマンスに関わる改善を行ってきました。

今後は、機械学習を用いた検索結果のリランクやインクリメンタルサーチによる UI の変更など、ユーザーの試聴に繋がる可能性のある機能を検証していき、ユーザー体験のさらなる向上に貢献していきたいと考えています。

動画解析

メディア / ABEMA



技術タグ: 画像処理 ニューラルネット 大規模データ処理

ABEMA では、推薦・検索などのデータ利活用を目的とし、コンピュータビジョンや機械学習を用いたアルゴリズムの研究・開発に取り組んできました。現在私たちはテレビという体験の再発明を目指し、動画解析技術を活用した動画コンテンツの制作・編集支援といった領域に注力しています。数もデータ量も膨大な動画データに対して、研究領域でも未成熟な動画解析の技術を適用することはチャレンジングなポイントです。

Member

Data Scientist: 動画解析アルゴリズムの学習、評価、プロダクト実装

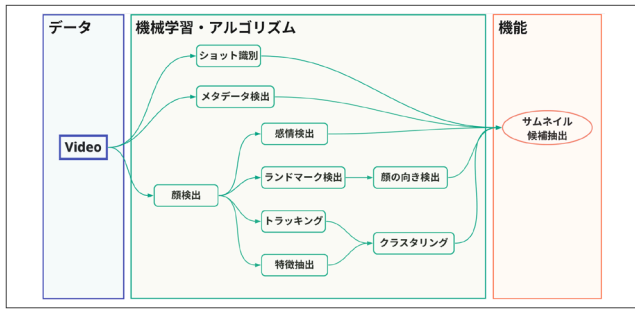
Software Engineer: 基盤システムの設計、開発、運用。DevOps の実現。

Product Manager: 要件定義、利害関係者との調整、機能の提案

使用している主な技術

Python, Tensorflow, PyTorch, FFmpeg, Protocol Buffers, OpenTelemetry, Prometheus, Grafana, Terraform, Github Actions, pantsbuild, AWS, serverless

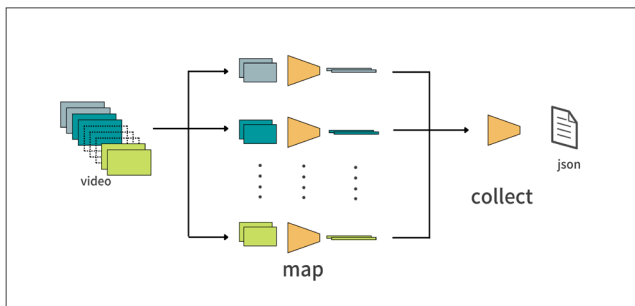
サムネイル制作支援



解決したい課題 / ユースケース

サムネイル制作支援として、動画データからのサムネイル候補フレーム抽出に取り組んでいます。機械学習・コンピュータビジョンの専門家がただ最新のアルゴリズムを用いて検証し、提案するというプロジェクトの進め方ではなく、手動でサムネイルを制作し AB テストを行うことで、コンテンツをよく表すサムネイルとはなにか、ユーザのエンゲージメントを高めるサムネイルとはなにかを言語化し、実際のユーザのフィードバックを参考に機械学習アルゴリズムの設計を行うようにしています。このように進めるためには、番組制作、クリエイターとの連携が必要不可欠ですが、それらの利害関係者と同じ会社かつ近い距離感でプロジェクトを進めることができるのは ABEMA の強みだと思っています。

動画データの分散並列処理



解決したい課題 / ユースケース

私たちの解析対象となる動画データは、大量のフレーム画像から構成されています。コンピュータビジョンアルゴリズムは、JPEG/PNG 画像を使用するものが非常に多く、動画解析においても画像に変換後、時系列データとして扱うことがほとんどです。そこで我々は、動画データから変換した大量の画像を一定枚数またはショットごとに分割し、それらに対して並列処理する機能を基盤システムの中で開発しました。データサイエンティストが新しいアルゴリズムを追加する場合は、分割した画像に対してアルゴリズムを並列で適用する map の処理と map 処理の結果を集計、結合する collect の処理を実装します。この機能を基盤システムに追加したことにより、動画解析処理を高速で行うことができるだけでなく、データサイエンティストはアルゴリズム部分の実装、改善に集中することができます。

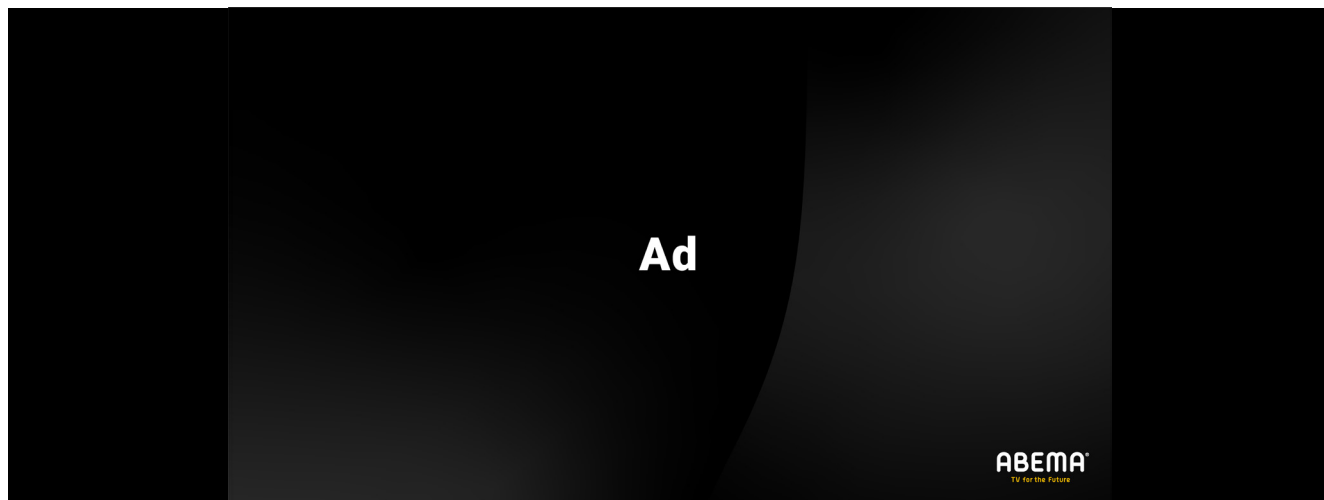
関連リンク

コンピュータビジョンを活用した新しい未来のテレビの形
<https://developer.abema.io/2021/sessions/qLSPUiKbuw/>

もし、視聴者の「もっと胸キュンしたい!」気持ちに寄り添うレコメンドが「ABEMA」でできたら?
<https://www.cyberagent.co.jp/way/list/detail/id=25529>

広告

メディア / ABEMA



マクロサービス数

100以上

BigQuery
テーブル (+view)

800以上

分析広告ログ

200TB
以上

技術タグ: 大規模データ処理

ABEMA の収益を支える広告プロダクトです。AJA-SSP と連携した DSP 機能や純広告に対応した広告配信システム、DMP、レポートニング、計測、営業受注管理等々、多岐の機能を内包しています。

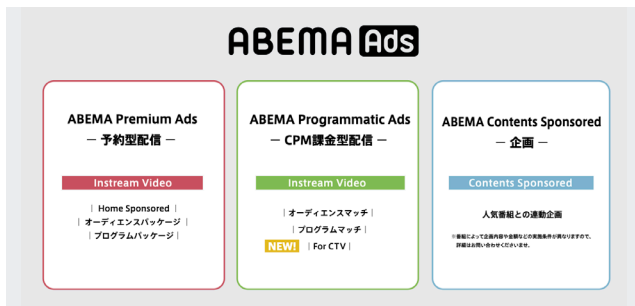
Member

Data Analyst: 広告関連の施策の効果分析や広告商品の POC を担当

Software Engineer: 組織内管轄全システムの開発～運用保守及び各広告評価の分析タスクも担当

使用している主な技術

Go, Scala, Python, R, Spanner, bigtable, MongoDB, MySQL, kubernetes, CloudRun, ArgoCD, BigQuery, Dataflow, Tableau, BigQueryML, Salesforce



解決したい課題 / ユースケース

ABEMA の広告収益を最大化させるために日々施策を立案から検証まで行っています。

過去の事例ですが、広告在庫の拡大のため、VOD における再生開始時の CM に「最大 CM 尺 15 秒かつ1つまで」というルールをサービス影響を最小限にして広告在庫を拡大化するルールを模索するという案件があり、こちらでは CM 尺パターンや CM の数別にユーザーレベル（新規や長期利用者等）に視聴時間や翌週継続率等のサービス影響にどの程度影響があるか A/B テストによる検証設計からルールの改定までを実施致しました。

ABEMA において無料のサービス形態が存続する限り、PDCA を回し続け、広告収益を伸ばしていく責務があります。

自社アンケートによる広告効果証明手法「ブランドサーベイ」

解決したい課題 / ユースケース

個人情報保護法改正を受け、より高い水準での個人情報の取り扱いや事業者としての透明性が求められています。また、広告効果においても信頼性のある証明手段の確立が必要となっています。現在、ABEMA 内において広告効果を測定するためアンケートを実施し、そのアンケート結果からブランドリフトを集計し代理店や広告主に集計結果をレポートしています。このレポートについても、透明性や信頼性がある広告効果を可視化するため、バイアスの調整やコントロールグループのあり方を追求し続ける必要があります。因果推論の手法で広く利用される傾向スコア分析や Uplift Modeling などの介入効果を予測、最適化する手法等を用いて実現していきます。

関連リンク プログラムマッチ商品の PR
<https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=25517>

Ameba

メディア



月間 PV 数
50 億
(2021 年 1 月実績)

Ameba の
月間来訪者数
2,200 万
(2021 年 1 月実績)

月間ブログ投稿数
550 万

技術タグ: データマイニング 効果検証

Ameba は月間 PV 数 50 億、月間来訪者数 2,200 万人が利用する国内最大級のメディアです。2022 年でサービス開始から 18 年周年を迎え、Ameba ブログをはじめ、最新の芸能人ニュース、アバター SNS アプリ、マンガ、占いなど多くのサービスを展開しています。

サービスの記事テキスト、画像データ、行動ログなどを活用してビジネス職や ML エンジニアと一緒に問題の発見から解決まで一貫した支援を行います。

Member

Data Scientist: 課題発見、要件整理、統計・機械学習手法などを用いた分析、結果活用サポート、施策提案など。

使用している主な技術

Python, R, BigQuery, AB testing, Tableau, Apache Hive

サービスの問題発見と効果検証

解決したい課題 / ユースケース

Ameba では日々サービス改善のために施策を実施しています。

施策の精度を少しでも高めるために、ビジネスメンバーと連携してデータを活用した意思決定支援を次のように行います。

まずサービスの現状を把握して、ユーザーやコンテンツ（ブログ記事など）のどこに問題があるのかを明らかにします。

ユーザーの問題を明らかにするには、ユーザーの行動プロセスやファネルを定義してどのセグメントに問題があるか深堀ります。

またコンテンツの問題を明らかにするには、コンテンツのライフサイクルや需要と供給のバランスなどからどこに問題があるのか深堀ります。

そしてユーザーやコンテンツに関わる何の問題を解決する施策なのか、できるかぎり具体化した上で施策を実施します。

施策実施後は効果検証を行い、なるべく前後比較ではなくランダム化比較試験となるような設計を開発担当者と相談しバイアスに注意を払いながら効果検証ができるようにします。

このような流れで問題発見と効果検証により質の高い施策を実施できるように取り組んでいます。

ユーザーのロイヤルティ改善

解決したい課題 / ユースケース

Ameba ではサービスを成長させるためにユーザーのロイヤルティ改善に取り組んでいます。

ユーザーロイヤルティ改善のための分析には、行動ログを用いて記事投稿数や記事閲覧数を増やすような行動ロイヤルティに着目するアプローチがあります。

行動ログの特徴として、ユーザーの動きをデータで表現しているため事業視点指標として定量化しやすかったり、ユーザーの無意識な行動も捉えることができます。

しかし、記事投稿数や記事閲覧数はそこまで多くはないが、サービスに対しての心理的なロイヤルティが高いなど、ユーザーの行動ロイヤルティと心理的ロイヤルティが必ずしも関連しないことがあります。

そこで、心理的ロイヤルティにも着目するため定期的にアンケート調査を実施してユーザーの感情や意向を収集しています。

アンケート調査結果からロイヤルティを定量化する方法として一般的に NPS や CSI があります。

しかし、アンケート回答者からしかロイヤルティが分からないことや、心理ロイヤルティは改善しているけど行動ロイヤルティは改善していないなど 2 つのロイヤルティの関係性を示すことが難しいという課題があります。

このような課題と向き合いながら行動ロイヤルティと心理ロイヤルティの 2 つの観点を考慮することで、真のロイヤルカスタマーを増やすことを目指しています。

Ameba 広告

メディア / Ameba



技術タグ: MLOps 基盤 ストリーミング処理 レコメンド

月間 PV50 億、月間来訪者数 2,200 万人が利用する「Ameba」をマネタイズするための広告プロダクト。ブログ記事の文脈にマッチしたコンテキスト広告など、独自データや最新のアドテクノロジーを活用した豊富な広告商品を提供しています。

Member

ML Engineer: 入札戦略検討・データ活用・アルゴリズム改善

使用している主な技術

Go, Spark, Python, Rust, AWS

商品レコメンド

解決したい課題 / ユースケース

サードパーティ Cookie の規制によりダイナミックリターゲティングが難しくなっていく中で、これまでダイナミックを中心に配信していたクライアントに対して、それと同等以上の配信性能を Cookie に頼らない形で実現する必要があります。

そのため、ブログの記事内容に基づいて商品を選ぶレコメンドプロダクトを現在開発中で、うまくいけばこれが今後の主流になることが期待されます。

広告主離脱削減

解決したい課題 / ユースケース

広告売り上げを伸ばすには 3 軸で改善する必要があります。どのユーザがどの広告に CV するかを知ること、CV される広告を在庫に持つこと、リクエスト量を多くすることの 3 つです。

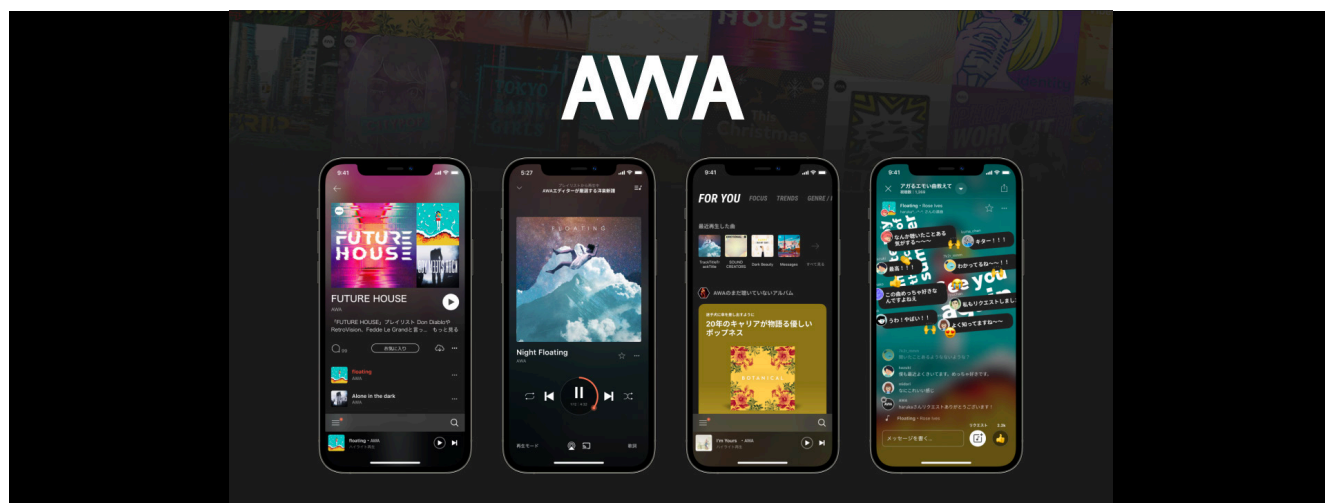
ターゲティング性能は一般的な機械学習精度改善問題ですが、広告主の在庫数を増やすのはもっと難しい問題です。増やすほど 1 社あたりの impression 量は減るので、満足の行く配信をできる広告主数は限られてきます。

配信の初期もすごく大事で、初期数日間に効果が良くなく直離脱する広告主は多いです。逆にこれまで長く配信されている広告主の効果が突然悪化することもあり、離脱することも多いので、いつも新鮮なクリエイティブに寄せていけるシステムは必要です。

運用コンサルとエンジニアの関わりを深くしないと解決できない課題です。

AWA

メディア



配信楽曲数

1億曲以上
(2022/3時点)

蓄積されている
音楽再生ログ

7年間
以上

アーティスト本人
参加 LOUNGE 開催数

1500回以上
※インディーズ
アーティストも含む

技術タグ: レコメンド 効果検証 データマイニング

AWA は、無料でも有料でも使える音楽ストリーミングサービスです。サービス開始から 7 年以上が経過し、その間に 170 億回音楽が再生され、1.7 億回の好きな音楽との出会いが生まれ、1,300 万件のプレイリストが作成されました。これらを記録した膨大なログデータや、アンケートなどによって得られるサービス外のデータを活用し、サービスの意思決定支援や、ユーザー体験の向上に役立てています。

Member

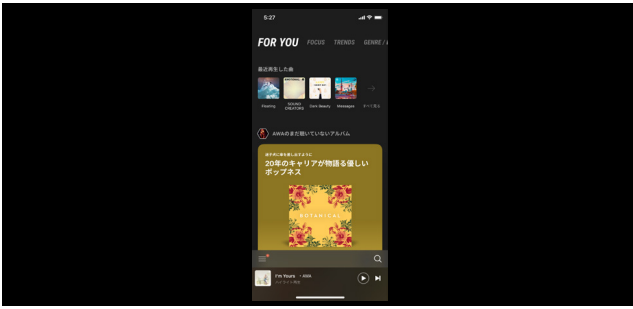
Data Scientist: 課題発見、要件整理、分析、結果活用サポート、施策提案など。研究活動として学会発表、論文執筆なども。

ML Engineer: 課題発見、要件整理、機械学習・統計的手法を利用しているシステムの開発と運用など。

使用している主な技術

Java, Python, R, BigQuery, Kubernetes, CatBoost, Approximate Nearest Neighbors, Skip-gram, AB testing, Tableau, Multivariate analysis, Statistical modeling

「ForYou」 レcommend枠の改善



解決したい課題 / ユースケース

AWA には「ForYou」というパーソナライズされたページがあり、楽曲、アーティスト、アルバム、プレイリストといった様々なタイプのコンテンツが、音楽ライターの解説やポップなどと共に音楽雑誌のように表示されます。我々は、推薦候補となるコンテンツ集合から、それらの ForYou ページ上の最適な並び順を決めるという課題に取り組んでいます。

音楽サブスクリプションサービスにおいて音楽の聴き方は多様（アルバム単位で聴く、楽曲単位で聴く、他人が作成したプレイリストで聴くなど）であるため、音楽の好み（ジャンルやアーティストなど）のみでなくコンテンツタイプを考慮する必要があります。この課題に対し、機械学習の一形態である Learning to Rank を用いています。ここで、最も考慮すべき点の1つは、モデルに用いる特徴量をどうするかということです。我々は、有用だと考えられるユーザーおよびコンテンツの特徴量を考案しオフライン検証によって特徴量を選定、ランキングシステムの構築と本番適用を行いました。結果、リリース後の AB テストで CTR と課金率への有意な改善を確認することができました。

大規模 LOUNGE の負荷予測

解決したい課題 / ユースケース

AWA では、ユーザー同士がリアルタイムに、同じ空間で同じ音楽を楽しめるオンライン空間「LOUNGE」にて、アーティスト本人登場イベントを開催しています。このイベント LOUNGE の参加者数などを事前に予測することで、負荷対策に役立てることができま。我々は、この予測問題に対し、ルールベース、重回帰分析、決定木ベースのフレームワークなどの手法を用いて精度改善できるかを検証しています。

特に難しいのは、参加者数の規模がそのアーティストの一般的な知名度と明確に相関していないように見える点です。これは、アーティストファンの特徴や、そのイベント告知の SNS 上での拡散状況、新曲リリースタイミングなど多様な要因から無視できない影響を受けるからだと考えられます。よって、これらの特徴をどのように定量的に抽出するかが予測精度を上げるために重要になります。また、世の中にあるこれに似た問題設定として、例えば映画の興行収入予測問題があり、そこでは、問題設定を多クラス分類問題にすることで精度を上げる工夫などが知られています。負荷予測においても、参加者数を直接予測する必要は必ずしもないため、同様に問題設定から整理し直すことで解決に近づく可能性があります。

このようにサービスのドメイン知識と学術的知見を組み合わせ、現場の課題解決に取り組んでいます。

関連リンク

AWA における類似プレイリスト探索システムの構築：

<https://www.ipsj.or.jp/dp/contents/publication/38/S1002-S06.html>

感染症モデルを用いた音楽拡散現象の分析：

<https://confit.atlas.jp/guide/event/jsai2020/subject/2E6-GS-5-05/advanced>

多属性態度モデルに基づく音楽サービスの業種に対するロイヤルティの分析：

<https://confit.atlas.jp/guide/event/jsai2022/subject/4N1-GS-3-05/advanced>

タップル

タップル



技術タグ: レコメンド ML Ops 基盤 画像処理

タップルは累計会員数 1,500 万人が利用し、自分の趣味や行きたい場所をきっかけに相手が見つけれられる国内最大規模のマッチングアプリです。

良い出会いを提供するため、どんなユーザーを推薦するかに注力しておりレコメンドシステムの開発、分析を行っています。また、ユーザーが自身のプロフィール画像を登録がすることができ、登録される画像は機械学習フィルタと監視オペレータにより承認・否認処理を行なっています。

Member

ML Engineer: モデル構築、データ分析、要件整理

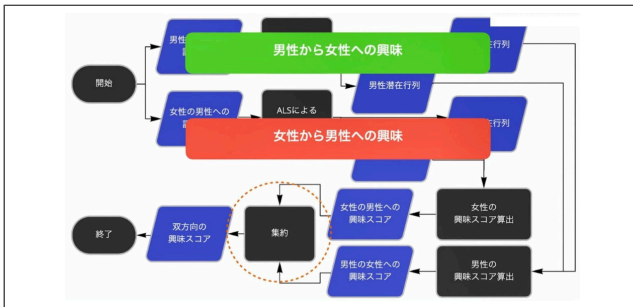
Data Scientist: データ分析、フィルタの精度・実績の監視
レポートの作成

Engineer: 施策の仕様策定、ML との繋ぎこみ等、施策から開発リリースまで幅広く

使用している主な技術

Python, Tensorflow, Model Serving, Bigquery, CNN, gRPC, Kubernetes, Kubernetes Gateway API, Classification, Tableau

レコメンドシステム



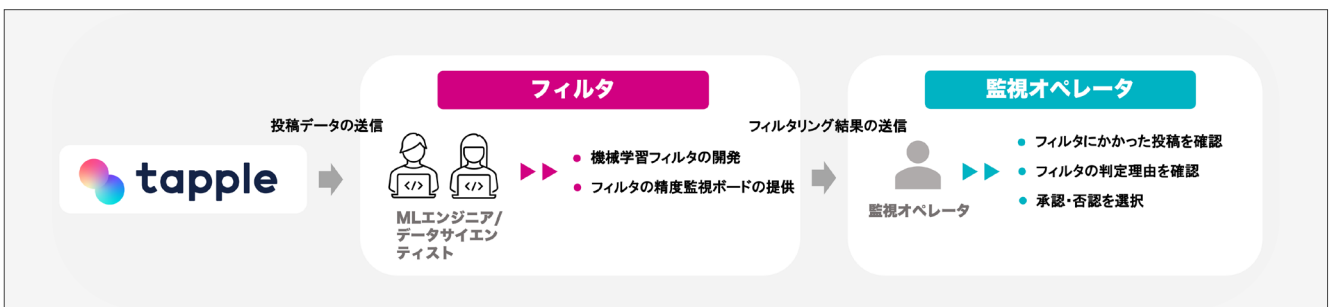
解決したい課題 / ユースケース

ユーザーとデートプランの2つのレコメンドシステムを運用しており、推薦アルゴリズムは協調フィルタリングや Bandit Algorithms など様々ですが、ここではサービスの肝となるユーザーレコメンドについて説明します。

マッチングアプリにおけるユーザーレコメンドは EC サイトの商品のレコメンドと似ていますが、決定的に違う点としては男性と女性の双方向性を考慮する必要があります。自分が「いいかも」をしても、相手から「ありがとう」が返ってこなければ、マッチ成立にはなりません。

そこでタップルでは、過去の「いいかも」の行動履歴から男女双方の好みを加味する協調フィルタリングベースのアルゴリズムを作成しています。男性から女性への興味スコアおよび女性から男性への興味スコアを算出し、これらを集約することで、双方向の興味スコアとして採用し並び替え、マッチングしそうな相手を推薦しています。また、システムとしてはオンプレの推薦基盤 (phoenix) と GCP の vertex AI を利用し、オンプレとクラウドの両者の良さを取り入れようと模索しています。効果検証では AB テストを実施することで、施策の評価も行っています。

機械学習フィルタの開発



解決したい課題 / ユースケース

マッチングアプリサービスにおいて、ユーザーのプロフィール画像は多くのユーザーの目に触れる部分です。安心安全にサービスを利用できるようにタップルではプロフィール画像の登録時に審査を行なっています。タップルのプロフィール画像審査は、機械学習フィルタによる判定と監視オペレータによる最終的な承認・否認の決定を行なっており、当プロジェクトを担当するMLエンジニアはプロフィール画像として不適切と思われる画像を分類・識別するような機械学習フィルタの開発を行なっています。ここで識別される画像は、「芸能人の画像など明らかに本人ではないと判断できる画像」や「個人情報が含まれている画像」「他者の権利を侵害する画像」などの項目があり、監視オペレータは機械学習フィルタの判定結果を参考に審査結果を決定をしています。また開発・運用されている機械学習フィルタの精度や影響度はデータサイエンティストが tableau により監視可能な状態を作成することで、運用中のフィルタの見直しができる状態を作っています。

関連リンク <https://developers.cyberagent.co.jp/blog/archives/35119/>

Fensi Platform (ログ集計基盤&レコメンド)

CAM



稼働サービス

13 サイト

連携データ数

約 231 億
レコード

技術タグ: レコメンド 効果検証 MLOps 基盤

無料でサイトを構築できるプラットフォームで、ブログやオンラインサロン、マネタイズ手段などをユーザーに提供しています。GCP, AWS のマルチクラウドで 20 以上のマイクロサービスを管理、構築しており、またこれらサービス群を活用して CAM 内の toB 案件を構築することもできます。データ集計とそれらを用いたレポート・レコメンドの基盤も機能の一部として実装されています。

Member

Product Manager: CAM におけるデータ戦略の立案と執行責任者

Engineer: データ集計基盤・管理画面の開発やメンテナンス、ML 組み込み等幅広く担当

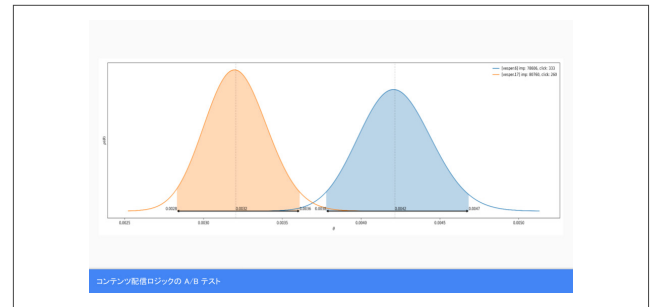
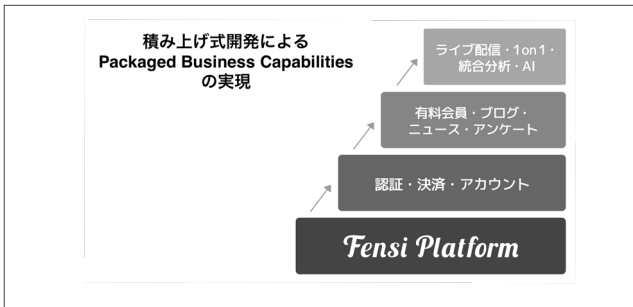
ML Engineer: ML Engineer: MLOps 基盤および、機械学習を用いたレコメンドモデルの開発を担当

使用している主な技術

Golang, Python, GKE, ElasticSearch, Bigquery, Snowflake, Google

Composer, Data Form, Vertex AI, AWS AI, Azure AI, Tableau

レコメンドシステムにおける配信ロジックの効果検証



解決したい課題 / ユースケース

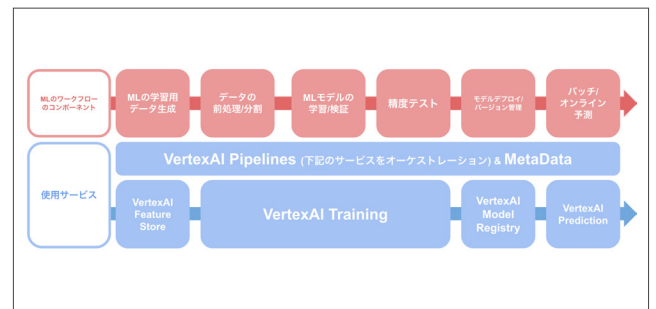
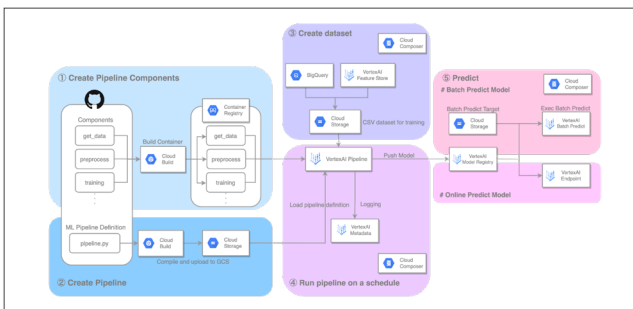
我々のチームではデータを収集・分析、各サービスへのフィードバックを行っております。

- データパイプラインの構築
- 各サービス / サービス横断でのデータ分析
- ダッシュボードの作成
- 収集したデータを活用したレコメンドシステムの開発
- レコメンドシステムで使用するモデルの自動 A/B テストとレポート

上記のように実績や検証データなど Fact に基づいた施策を実行し、CAM の事業部の垣根を超えて成長を加速させる役割です。レコメンドシステムでは、前日までの実績データをもとにしたロジックやパーソナライズされたロジックなど様々なモデルが並行稼働しています。それらに対して CTR・CVR といった指標をもとに、ベイズ統計による A/B テストを自動実施・レポートすることで評価を行い、次の改善に繋げています。

また CTO 直下のチーム体制であることから裁量権が大きく、イメージしたものを実行に移すまでのスピード感が魅力のひとつと言えます。

VertexAI を活用した MLOps 基盤



解決したい課題 / ユースケース

CAM では様々なサービスに対して、機械学習を用いたレコメンドロジックが複数提供されています。これらの機械学習モデルを安定稼働されるために、MLOps 基盤を構築しています。

機械学習システムを運用するためには、モデルの学習以外にも特徴量管理 / 前処理 / モデルサービングなどの処理を担うコンポーネントが複数必要であり、それらの間に複雑な依存関係があることが知られています。

この課題を MLOps 基盤で解決しており、これにより機械学習エンジニアはモデルの検証から本番導入のプロセスを高速かつ安定して進めることができます。基盤を構成する技術として、VertexAI をはじめとした Google Cloud のサービスを活用しています。クラウドサービスを活用することで基盤構築速度の高速化を図り、加えて最新の MLOps ノウハウを取り入れたものに仕上げています。CAM では新技術を常にキャッチアップし、スピード感をもって採用する文化が根づいており、この基盤は VertexAI のリリースから半年で本番運用開始を実現しました。

現在も基盤機能を拡張するための開発が進んでいます。

ACTech局

CyberZ



CyberZ AC 事業部の広告運用を支える
全てのシステム開発

外部連携
システム数

50

レポート作成に
かかる削減時間

2600
時間 / 月

非エンジニアの
作成した集計データ数

2100

技術タグ: 効果検証 データアクセス スキーママッピング

ACTech 局では、CyberZ のアドテク組織として代理店のための攻守の開発を行っています。守りとしては運用効率化のためのシステム開発を行いつつ、将来を見据えた代理店の武器の開発を行っています。

広告運用に必要なデータを収集・蓄積するプラットフォーム、収集したデータを活用した分析システム、レポート作成の効率化システム、運用の自動制御システムなど多岐にわたる開発・運用をしています。

Member

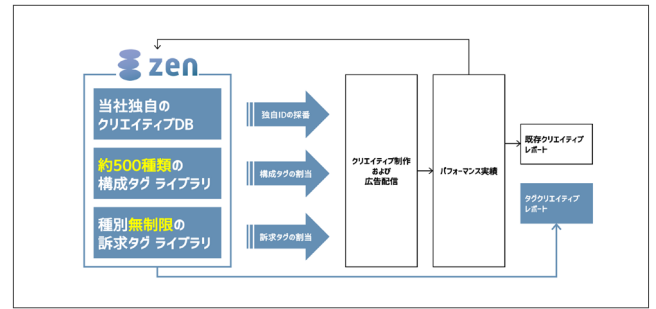
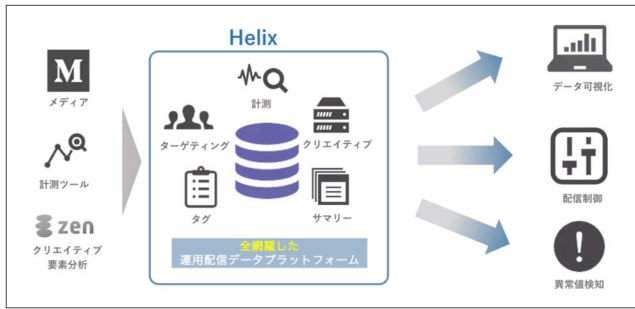
Project Manager: 課題発見、開発戦略とロードマップの策定

Engineer: ACTech 局が持つ全てのプロダクトの開発と運用

使用している主な技術

Go, Java, Kotlin, Python, Node.js, Spring Boot, AWS (Athena, Aurora, DynamoDB, Comprehend, Redshift, Neptune, Grafana), Domo, Redash, DDD, Clean Architecture, DevOps

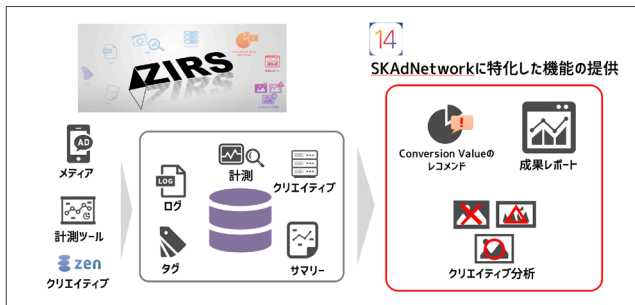
Helix



解決したい課題 / ユースケース

Helix は広告運用に必要なデータを収集・蓄積するプラットフォームです。代理店の広告運用では、日々数十の媒体管理画面、様々な SDK 管理画面から顧客の KPI にあわせた複数の指標を見て、広告の運用やレポート作成を行っています。ただ、これらの管理画面を行き来し、手作業で運用することは現実的ではなく、データを集約して自動化することが必要になります。API でデータを取得できれば比較的容易にデータを集約することは可能ですが、API を公開している管理画面はあまり多くないため、Helix では、API を公開していないデータソースについては、スクレイピングや RPA を利用するなど、他の方法でデータを収集しています。また、それぞれのデータソースに合わせたデータの設計や取得した値の妥当性の検証など、「データを利用する」ことを考慮したデータの収集と蓄積を行っています。CArtet や ZIRS、運用最適化のシステムなど ACTech 局で開発を行っていたり、将来開発を予定している各種プロダクトの展望を見据えて、次にどういうデータを収集するべきかを考え、日々アップデートしています。

ZIRS



解決したい課題 / ユースケース

ZIRS は Helix で収集・蓄積したデータを活用し、分析やレポートを非エンジニアでも比較的簡単に行えるようにした BI システムです。データを収集・蓄積しただけでは、非エンジニアがアクセスできず、SQL が書けない非エンジニアは活用することもできないため、エンジニアに依頼する工数がかかったり、せっかく蓄積したデータが無駄になることが多々あります。ZIRS では、SQL 文を書かなくても、UI 上から項目を選択していくことで、ETL が出来上がるため、非エンジニアでもデータを利用したレポート作成や分析ができるようになっています。現在では、非エンジニアが ZIRS によって作成した集計データ数は 2100 を超えており、レポート作成に関わる時間のうち毎月 2,600 時間以上を削減しています。

データ戦略室

CyberZ



CyberZ のプロダクト横断でデータドリブンに意思決定を支援

トランザクション
データ数

数十万件

解析した
シナリオ数

100万件以上

技術タグ: 効果検証 データマイニング

データ戦略室では、CyberZ 横串のデータ組織としてデータドリブンな経営判断を事業部と連携しながら進めています。事業部毎の KPI を最大化するために、データ分析だけでなく、仮説検証から施策の提案と実施、評価から次の仮説検証というデータの PDCA を回すことを意識し、データドリブンに経営判断ができるよう、日々データに向き合い提案を行っています。

Member

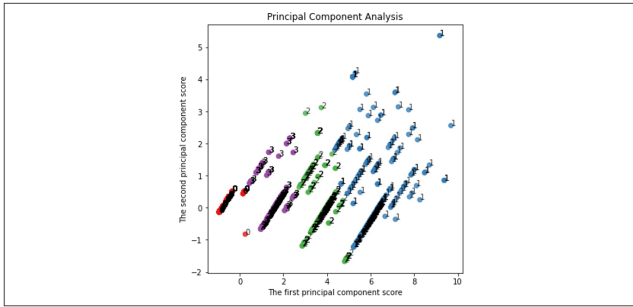
Project Manager: データ設計、法務対応、開発 PM

Data Scientist: 戦略の設計・提案、データ分析、レポート作成、オペレーションサポート

使用している主な技術

SQL, R, RStudio, Python, Jupyter-notebook, kmeans, decision tree, Amazon Athena, Amazon Neptune, Big Query

Data Driven Strategy



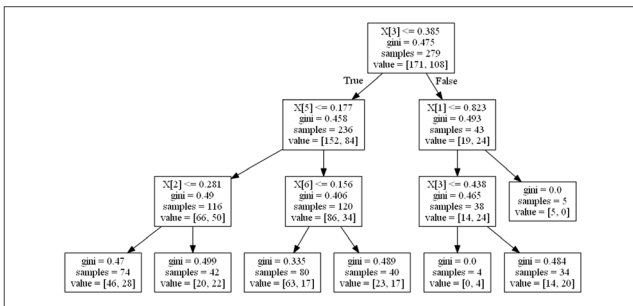
解決したい課題 / ユースケース

STP をはじめとした従来のマーケティングフレームワークにおける顧客のセグメンテーションの課題は、どの軸でユーザ进行分类すべきか、定量データであればどこを閾値に設定すべきか、が不明確でした。

データ戦略室は、顧客の行動データを包括的に機械学習で分析・分類することで、この課題を解決しました。また、顧客データとは別に、GA 上のデータも結合することで、属性データや行動データ、検索傾向を可視化し、解像度の高いペルソナを実現しました。

セグメンテーションの他にも 5A に代表されるマーケティングフレームワークに準じたデータ収集・分析を通じて、マーケティング戦略を最上流から支援しています。

Operation Optimization



解決したい課題 / ユースケース

事業に合わせた最適な KPI の設定が事業の成否を分けることは前述の通りですが、売上・利益などの事業の最終的な KPI に付随するサブ KPI をどこに持つべきか、それぞれをどの定量目標をすればよいのか、といった最適な KPI の設定が課題になります。データ戦略室では、数十のサブ KPI が最終的な CV にたどり着くために、それぞれどれくらいの影響値があるのか、影響値の大きいサブ KPI 向上によって CV の確立がどの程度高くなるのか、これらについて 100 万を超えるシナリオ解析を通して、明らかにしました。

売上目標という結果 KPI ではなく、その要因となるサブ KPI を細かく的確に設定することで事業全体のオペレーションの最適化を実現しています。

AI室

SGE / SGE コア技術本部



進行
プロジェクト数

5
前後

SGE 子会社数

12
社

運用+
新規開発ゲーム数

たくさん

技術タグ: ゲーム AI 強化学習 自然言語処理

コア技術本部（コアテク）のAI室は、ゲーム・エンターテインメント（SGE）事業部管轄の様々なゲームにおける課題をAIで解決するための取り組みを行う横断組織です。2022年よりAI活用に注力し始めました。遺伝的アルゴリズムや強化学習を用いたレベルデザイン支援、自然言語処理を用いたシナリオ制作支援、画像認識を利用した自動テストなど、様々な技術を活用して課題に取り組んでいます。

Member

- Project Manager:** SGEにおけるAIの活用戦略の検討と実行
- ML Engineer:** 様々なML手法を利用したアルゴリズムの検証とシステム開発
- Unity Engineer:** UnityにおけるMLアルゴリズムの組み込みや連携ツールの開発
- Backend Engineer:** MLモデルを実行するシステムの開発や既存ツールへの組み込み

使用している主な技術

Python, PyTorch, TensorFlow, NLP, BERT, GPT-2, 進化計算, 組合せ最適化, 深層強化学習, PCA, AWS, GCP

レベルデザイン（ゲームバランス調整）支援

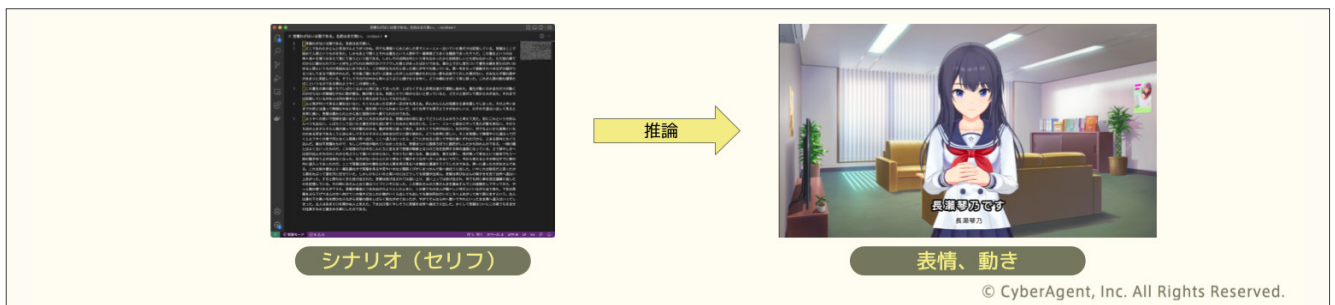


解決したい課題 / ユースケース

ゲームではレベルデザインと呼ばれるゲームバランスの調整が非常に重要で、これがゲームの面白さに直結します。スマホ向けゲームでは運用も含めて非常に数多くのキャラクターカードをリリースし、そのそれぞれが様々なパラメータやユニークスキルを持ちます。このパラメータを適切に調整しないとゲームが極端に簡単になったり、難しくなったりしますが、カードの種類が増えるにつれて考慮事項（制約）が多くなり、調整難易度が上がり続けます。

そこで強化学習による賢いオートプレイや遺伝的アルゴリズムによるデッキ編成探索を用いて、レベルデザイン作業を効率的に行うことを目指します。例えば設計したゲームのステージが既存のカードの組み合わせでクリア可能なのかなどを AI で評価できるようになります。またゲームによってはユーザーに自動編成機能やオートプレイ機能を提供している場合もあり、ユーザー支援に繋がる可能性もあります。逆に敵の行動 AI に適用すれば、シングルプレイのゲームの面白さの改善にも繋がったりします。

ADV スクリプト制作支援



解決したい課題 / ユースケース

ゲームではキャラクター同士の会話が数多く登場し、特にストーリー仕立てのものは ADV と呼ばれています。そこでは会話テキストの表示はもちろん、演出表現のためにキャラクターの表情や動き（モーション）もテキストの表示に連動して制御しています。この表情やモーションは、手作業でテキストに対して設定しているのですが、膨大なテキストの 1 つ 1 つに設定を行うのは工数が非常にかかります。

そこで自然言語処理を利用して、セリフから表情やモーションを推定することで設定作業を補助し、工数を削減することを目指します。

また上記以外にもキャラクターらしいセリフの生成や評価、呼称チェックや漢字の閉じ開きなどのレギュレーションチェックといった、テキストに関する様々な課題の解決も行っています。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/way/list/detail/id=27230>

Patriot

メディア / 横軸基盤システム



メディア事業を支える大規模データ処理基盤



技術タグ: 大規模データ処理

当社のメディア事業では ABEMA や Ameba ブログなど多種多様なサービスを提供しています。そのためサービス利用のログデータは大量に発生し、かつ複雑化していきます。このようなデータを有効活用し、ユーザーの皆様がより便利に、快適にサービスをご利用いただけるよう、サービスの状況把握のための各種レポートの生成や、レコメンデーション機能実現のための基盤が必要となり、「Patriot」を自社開発しました。

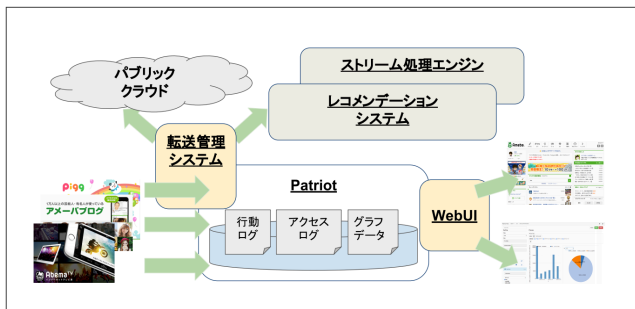
Member

Software Engineer

使用している主な技術

Apach Hadoop, Apache HBase, Apache Flume, Apache Kafka, Apache Zeppelin, Presto, Prometheus, OpenTSDB, Thanos, AWS, BigQuery, Ansible, Terraform, Spring Boot

Patriot の処理概要



解決したい課題 / ユースケース

Patriot は Apache Hadoop などの OSS を利用して構築された分散システムであり、メディア事業のデータを収集し、各種レポートの生成やレコメンデーションのためのデータ処理などを行っています。サービスから生成されたデータはデータ転送機能を利用して収集され、Apache Hadoop のファイルシステムである HDFS に格納されます。パブリッククラウドやレコメンデーション基盤など他のシステムとの連携を柔軟に行うために、独自の転送管理システム (Mine) を導入しています。収集されたデータはワークフロースケジューラに従って、Apache Hive、Presto、Apache Hadoop(MapReduce)、Apache Spark などの分散処理フレームワークで処理されます。Patriot は社内の様々な部署と連携しているため処理すべきバッチジョブも多様であり、複雑な依存関係を管理する必要がありますが、内製のワークフロースケジューラによりこれらの依存関係をワークフローとして管理しています。Patriot のリソースは Apache Hadoop(YARN) や Apache Slider などで管理し、リソースを最大限に活用できるように各処理にリソースを割り当てています。レポートのための集計結果は Apache HBase に保存され、BI・分析ツールを通じてユーザに利用されます。

社内ニーズに合わせた大規模データ処理基盤の BI ツールの提供

解決したい課題 / ユースケース

Patriot に送られてきたログデータを使うための BI ツールとして Patriot FDC の開発を行っています。Patriot FDC ではデータ利用する社員自身がクエリを登録し、レポートまで行えるようなツールです。データ集計のために Hive や Spark を利用しますが、Presto も利用可能です。これらを利用して Patriot FDC から画面上でクエリを発行でき、結果を集計・分析用途に利用することができます。逆にクエリの結果を「Patriot」のキーバリューストア (HBase) に保存することでキューブを構成し、レポートに利用することも可能です。社内向けの BI ツールということで、権限管理機能も備えています。メディア事業部の様々なユーザが利用するツールであるため、誰がどのチームに所属し、チームごとにどのデータを参照可能かを管理し、安全性を保ちます。スキルや目的に応じたロール管理も行っており、データを定期的抽出するための開発者向けのロールや、定型クエリで変数のみを変更可能なオペレータ向けのロールなど、社内の利用用途に合わせて権限管理を行っています。

Zero

メディア / 横軸基盤システム



即時性の高いデータ活用を支援する
SQL ライクなクエリ言語による宣言的なストリーム処理基盤

1日あたりの
イベント受信数
(全クラスタ合計)

約 49 億

1日あたりの
クエリ数
(全クラスタ合計)

約 105 億

登録されている
テーブルの数
(全クラスタ合計)

174

技術タグ: ストリーミング処理

Zero は、即時性の高いデータの活用を容易にすることを目的として開発された宣言的なストリーム処理システムです。欲しいデータの定義を SQL に近いクエリ言語を用いて記述するだけで、ストリーム処理により逐次更新される最新のデータが API から低いレイテンシで取得できます。

各種サービスでのコンテンツ推薦、トレンド検知、速報値のレポートニング、また、広告配信での配信制御などの用途で幅広く活用されています。

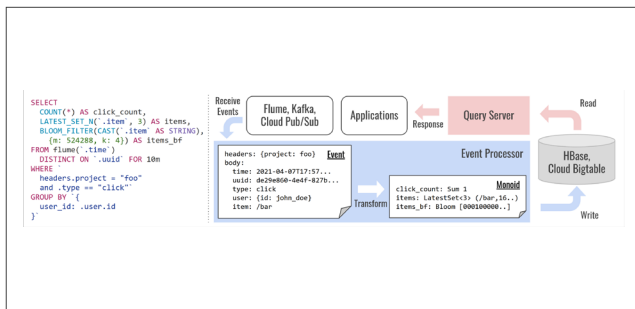
Member

Software Engineer: 要件のヒアリング、設計、開発、構築、運用などを担当

使用している主な技術

Apache HBase, Google Cloud Bigtable, Amazon DynamoDB, Apache Kafka, Apache Flume, Google Cloud Pub/Sub, Amazon Kinesis Data Streams, Redis, MySQL, Prometheus, Kubernetes, Apache ZooKeeper, Java, Go, C++, etc.

システムの概要



解決したい課題 / ユースケース

Zero は主に、イベントの処理を行うプロセッサ側と、API を提供するサーバー側、の 2 つの処理にわけられます。プロセッサ側では、Apache Kafka などからイベントを受け取り、事前に定義したクエリを元に、必要なデータを抽出・集約し、Apache HBase などのデータストアに書き込みます。サーバー側では、API からリクエストを受け取り、データストアやキャッシュを参照して結果を返却します。プロセッサ側ではイベントの集約処理も行いますが、集約関数としては、数値を加算するだけの単純な `count()`, `sum()` のような単純なもの、`latest()`, `latest_set_n()` のようなイベント時刻順による最新値を取得するようなもの、また、`bloom_filter()` のような確率的データ構造を扱うものなどが実装されています。このような集約関数の処理は、可換性のあるモノイド（ストリームデータの配送順序は保証されていないことが多く、最終的に同じクエリ結果を得るためにも可換性が必要）の演算として考えると都合がよいため、内部やデータストア上では可換モノイドとして抽象化して扱っています。

「AWA」での導入事例

解決したい課題 / ユースケース

音楽ストリーミングサービス「AWA」には、急に多く聴かれるようになった楽曲を自動で選曲する「リアルタイム急上昇楽曲トップ 100」というプレイリストが実装されています。この機能では、楽曲ごとの一定期間ごとの再生回数をリアルタイムに集計する部分で Zero を使用しています。これだけでは再生回数がかかるだけですが、別途、急上昇スコアを計算するトレンドシステムを組み合わせることで「リアルタイム急上昇楽曲」として動作しています。

また、一般的に推薦システムでは、新しいコンテンツの発見に繋げるために、ユーザがまだ触れていないものを推薦したい場合があります。Zero の BloomFilter 機能を使用することで、実際の再生データを記録することなくハッシュ化された小さなデータ量のビット列のみから、ある楽曲をすでに視聴している可能性があるかどうかを高速に知ることができます。この機能は、AWA でのニーズをもとに実装され、推薦機能の一部で利用されています。

このように、Zero 自体にはシンプルな機能しかありませんが、様々な機能を実現するための部品として他のコンポーネントと組み合わせて使用され、ストリーム処理を新規開発することなく、クエリの記述のみですぐに最新のデータを利用できるようになることから、即時性の高いデータが必要なアプリケーションを開発するために活用されています。

※アルゴリズムの詳細は将来的に変更される可能性があります。

Phoenix (推薦基盤)

メディア / 横軸基盤システム



ユーザの嗜好に基づいたコンテンツの
提供を可能にする推薦基盤

導入サービス数
(累計)

15

2022年5月の
ある1週間の
リクエスト数

約 7 億

技術タグ: レコメンド

Phoenix は、データ解析基盤 Patriot 上の大規模データを活用してコンテンツの推薦機能を提供する基盤システムです。サイバーエージェントが手がけるメディアサービスは多種多様であり、その分推薦機能への要望にも様々なものがあります。Phoenix では汎用性を考慮した推薦機能のフレームワークを開発することで、これらの要望への柔軟かつ効率的な対応に取り組んでいます。

Member

ML Engineer: 開発・運用担当

使用している主な技術

Java, Python, Spring Boot, Apache Spark, Apache HBase, Amazon S3, Apache Hive, BigQuery, Kubernetes, TensorFlow, CatBoost, Matrix Factorization, Approximate Nearest Neighbors, Bandit

導入事例 : Ameba アプリのコンテンツフィード

解決したい課題 / ユースケース

Ameba ブログのように多彩なコンテンツを提供するサービスではパーソナライズされた推薦は重要な機能の一つですが、推薦システムを実サービスに適用することはいくつかの点でチャレンジングです：

- 大規模なトラフィックに対する計算効率と推薦精度の両立
- 精度向上のために多様な推薦アルゴリズムを検証できる柔軟性と拡張性

これらの問題に対応するため、Phoenix では推薦アルゴリズムを下記の 2 つのステップに分割して、それぞれをプラグインとして実装できるように設計しています：

- Candidate Generation: 数十件程度の推薦候補を高速に生成する
- Ranking: 多様な特徴量を用いて少数の推薦候補をより精緻に並べ替える

一例として、Ameba アプリのホームスクリーンに表示されるコンテンツフィードでは Candidate Generation ステップのアルゴリズムとしてルールベースをはじめ、協調フィルタリング、ブログ記事から抽出したキーワードに基づく手法などが利用されています。また、Ranking ステップでは機械学習モデルによるランキングアルゴリズムやいくつかのヒューリスティクスなど多数の手法が検証され、より「良い」ユーザ体験のための改善が進められています。

Ameba ブログにおけるランキングアルゴリズムの改善

解決したい課題 / ユースケース

従来、Ameba アプリのホームスクリーンに表示されるコンテンツフィードの推薦アルゴリズムは記事の「読者」ユーザに対して最適化されていました。一方で、実際には Ameba ブログは“multi-stakeholder”なサービスであり、下記のような目的も考慮する必要があります：

- プロガーユーザの満足度
- 広告の閲覧数などの Ameba プラットフォームとしての指標

近年の Ameba 推薦チームの取り組みでは、コンテンツフィードにおけるランキングアルゴリズムを拡張することで、複数の目的に対して最適化されたアルゴリズムを構築しました。

A/B テストの結果、読者ユーザに関連した指標の有意な劣化なしにプロガーユーザ向けの指標やプラットフォームとしての指標が改善していることを確認しました。

関連リンク <https://www.cyberagent.co.jp/techinfo/labo/tech/detail/id=23935>

Nagato（検索基盤）

メディア / 横軸基盤システム



サービスごとの多様なニーズに答える
検索システム基盤

導入サービス数

16

検索レコード数
(全サービス)

19 億

検索クラスタ
仮想サーバ台数

520 台

技術タグ: 検索

Nagato はサービス毎の異なるニーズに応えるための検索システム基盤です。オープンソースの検索エンジン Solr を使用して検索クラスタを構築し運用しています。サービス毎にコンテンツの内容やユーザのサービス利用パターンが異なっているため、それぞれに合わせた検索処理のチューニングを行うことでサービスのニーズに応じています。

Member

Software Engineer: 開発・運用担当

使用している主な技術

Java, Spring Boot, Apache Hive, Apache Solr, Apache Kafka, S3, Redis, nginx, Kubernetes, Cloud Storage, Cloud Pub/Sub, Prometheus, Ansible, Terraform

解決したい課題 / ユースケース

検索処理のチューニング観点としては再現率や適合率といった検索精度に関係するものと検索処理のレイテンシーや検索インデックスの更新頻度といった検索システムのパフォーマンスに関係するものが挙げられます。

検索精度に関しては文字列の正規化や、形態素解析を使うのか ngram を使うのかといった検索対象フィールドのスキーマ定義、ユーザの行動ログを加味した検索スコアの調整などを行います。

検索システムのパフォーマンスに関しては検索リクエストの分散や検索インデックスの分割配置といった分散検索を行うためのシステム設定の調整を行います。

サービス毎に個別に検索機能を実装していた場合検索処理のチューニングに関するノウハウをサービス間で共有することが難しくなりますが、検索システム基盤としてこういったノウハウを集約化し個別のチューニングに反映することで検索システム基盤を利用するサービスに対してノウハウを共有することができるようになっています。

Orion

メディア / 横軸基盤システム



メディア事業の「安心・安全」を支える
コンテンツフィルタリングプラットフォーム

導入サービス数

20

設定フィルタ数

500

月間フィルタ
コンテンツ数

4億

技術タグ: モデレーション 画像処理 自然言語処理

Orion はサービスに投稿されるコンテンツに対して人手による監視と機械的な投稿削除を提供するモデレーションシステムです。コンテンツはコメントのような高頻度の短文、ブログなどの長文、画像や動画に至るまでをカバーし、フィルタ技術は単純なワードマッチングから機械学習による判別まで様々、サービスにあった組み合わせで弊社メディアサービスに広く活用されています。

Member

Software Engineer: 開発・運用担当

ML Engineer: データ分析、フィルタリング手法の開発と実装

使用している主な技術

OpenShift(Kubernetes), CircleCI, Java, Python,
SpringBoot, Apache HBase, Apache ZooKeeper,
Redis, ProtocolBuffers, gRPC

解決したい課題 / ユースケース

コメントやメッセージ、ブログ記事や画像などといった、メディアサービスにユーザが投稿するコンテンツは多種多様に及びます。その中には一般の閲覧に適さないもの（ポルノや暴力の表現など）や、誹謗中傷にあたるもの、サービスの正常な動作を妨げるもの（ツールなどによる大量投稿など）、また深刻なものとしては詐欺などの犯罪行為につながるものがごく一部存在します。各サービスではそれらをスパムコンテンツと定義し、利用規約で投稿・共有を禁じています。日々投稿される大量のコンテンツから、スパムコンテンツをすべて人手でチェックすることは不可能です。そのため、投稿されたコンテンツに対して、単純なワードフィルタから機械学習による判別など様々なフィタを駆使することで、スパムコンテンツかどうかを自動かつ高速で判定することができるようになり、それらが一般の目にさらされる前未然に阻止することができるようになります。また、有人監視と協調して動作することで、あらかじめスパムコンテンツに類すると思われるコンテンツを絞り込んだうえで効率よく有人監視を行えるようになり、フィルタリングだけでは取り切れないスパムのニュアスを持つコンテンツを確実にサービスから排除することができるようになります。

Corona（画像処理基盤）

メディア / 横軸基盤システム



画像・映像を用いる機能開発や業務の自動化を支える
マルチメディア解析・処理基盤

導入サービス数
(予定含む)

9

月間画像処理枚数
のべ

2500
万枚

技術タグ: 画像処理

Corona は、画像処理や画像解析を行う基盤システムです。

主にサービスからの API リクエストに応じて処理を行い、例えば画像の種類を出力したり、QR コードの検知とデコードを行ったりして、自動でコンテンツのメタデータを提供しています。

これにより、例えば Orion と連携した NG 画像（利用規約違反画像）の抽出や、画像の無断転用の検知など、サービスの品位低下の防止や品質向上に貢献しています。

Member

ML Engineer: 開発・運用担当

使用している主な技術

Java, Python, Spring Boot, Flask, gRPC, Protobuf, Buffers, Kubernetes, OpenCV, FFMpeg

NG 画像フィルタ

解決したい課題 / ユースケース

主にメディア事業の各サービスにおいて、健全な運営にそぐわない画像コンテンツ（ここでは NG 画像と呼びます）、とりわけポルノやグロテスク画像、また出会い目的の連絡先を載せた画像などが投稿されることがあります。それらのコンテンツを投稿後すべて人手でチェックすることは大変非効率であり、費用も大きくかかります。Corona のプロジェクトの 1 つである NG 画像フィルタは、過去チェックした画像を学習データとしてモデルを生成し、そのモデルをベースとして新たに投稿されるコンテンツを推論し、NG 画像の可能性を出力します。NG 画像の可能性が高いコンテンツのみを手手でチェックするようにしたことで、チェックする枚数が従来の半分以下になり、コストの効率化が図られました。さらに、サービスによってはユーザがコンテンツを投稿した後表示する前に API を通じて NG 画像フィルタを利用することで、サービスの品位低下を自動で防ぐこともできるようになっています。

Zumwalt (データアクセス基盤)

メディア / 横軸基盤システム



多様なデータへの効率的なアクセスを実現する
データアクセス基盤

技術タグ: データアクセス スキーママッピング NoSQL

Zumwalt は宣言的なスキーマ定義のみで様々なデータをテーブルとしてアクセスする API を実現するデータアクセス基盤です。3層スキーマにおける論理スキーマと物理スキーマのマッピングを宣言的に定義することで、様々なフォーマットのデータを関係モデルとして統一的に扱うことを可能にしています。これにより HBase などの key-value ストア上のデータを関係モデルとして扱うことが可能になります。

Member

Software Engineer: 開発・運用担当

使用している主な技術

Java, Spring Boot, Apache HBase, Kubernetes

解決したい課題 / ユースケース

メディア事業では様々なサービスを提供しており、ユーザの行動ログなどのデータが大量に発生しています。これらのデータを効率的に処理するために HBase などの key-value ストアを利用することが多々あります。key-value ストアを利用したアプリケーション開発は関係モデルで表現されるアプリケーションデータと key-value の変換処理が必要になるため、関係データベースのみを用いたアプリケーションに比べて複雑になります。

また、この変換処理はアプリケーションによって異なり、アクセスパターンの変更には変換処理自体の修正が必要となります。そのため技術的負債や属人化の原因になるという課題がありました。この課題を解決するために、Zumwalt ではスキーマを宣言的に定義するだけでアプリケーションデータにアクセスできるようにしています。

つまりアプリケーションデータと key-value の変換処理を自動化しています。Zumwalt がスキーマを定義したファイルを管理することで、アプリケーション開発者は変換処理の実装を行うことなく、Zumwalt を通して簡単にアプリケーションデータへのアクセスを行うことができます。

もしアクセスパターンに変更があった場合でもスキーマ定義を変更するだけでよいということになります。そのため、key-value ストアの知識がない開発者でも key-value ストアを利用したアプリケーションの開発・保守が可能となっています。

Annotator (アノテーション基盤)

メディア / 横軸基盤システム



操作性の良いインターフェースとアノテーションデータを容易に扱うためのデータフローを提供するアノテーション基盤

入力される
ラベル数
6000
件 / 月

技術タグ: アノテーション 画像処理 自然言語処理

Annotator はアノテーション作業のためのインターフェースとデータフローを提供するシステムです。Annotator は操作性の良いインターフェースによって効率的な作業を可能とします。インターフェースはカスタマイズ性を備えており、様々なタスクに対応しています。また、Annotator はアノテーションデータを容易に扱うためのデータフローを提供し、データの分析や活用を促進しています。

Member

Software Engineer: 開発・運用担当

使用している主な技術

Vue.js, TypeScript, Java, Spring Framework, Python

効率的な作業を可能にするインターフェース

解決したい課題 / ユースケース

従来はアノテーション作業が必要な際、アノテーションデータをスプレッドシートで管理することがありました。しかし、スプレッドシート上でのアノテーション作業は効率が悪く、入力ミスなどが発生することが課題でした。そこで、DTL はアノテーションシステム Annotator を開発しました。Annotator はアノテーション作業のためのユーザインターフェースを提供するシステムです。専用のインターフェースによって煩雑な操作を軽減し、効率的なアノテーション作業が可能になるほか、適切な入力コントロールを用意することでデータの入力ミスや表記揺れなどの問題も解決することができます。また、インターフェースは高いカスタマイズ性を備えており、様々な分野でのアノテーションに対応できます。テキストに対してラベルを付与するもの、画像のなかの矩形領域に対してラベルを付与するものなどをサポートしています。アノテーションタスク独自の特別なインターフェースが必要な場合も、プラグブルな設計により最小限の実装で新たなインターフェースが追加できます。たとえばブログ記事がスパムかどうかを判別するアノテーションでは、Web ページに対してラベルを付与するアノテーションを実現しています。

データフローの自動化

解決したい課題 / ユースケース

アノテーション作業のためには、作業対象となるデータの取り込みやアノテーション結果のデータウェアハウス (DWH) への格納などのデータフローが必要です。Annotator はアノテーションを取り巻くデータフローを自動化することで、継続的なデータ作成を支えています。データフローは大きく3つに分かれています。1つはアノテーション対象となるデータの取り込みです。データは CSV ファイルから取り込めるほか、DWH から直接データを取り込むこともできます。DWH からの取り込みの場合は Hive クエリによって、データのサンプリングロジックや前処理を柔軟に記述することが可能となっています。2つめは抽出したデータのアノテーション作業担当者への割り当てです。あらかじめ作業者ごとに作業するデータ件数を設定しておき、その設定に基づいてデータが割り当てられます。1つのデータを複数人に割り当てることも可能で、作業した結果を照らし合わせることでより信頼性の高いデータを得ることができます。最後はアノテーション結果の格納です。日次バッチによりアノテーション結果は DWH に格納されるため、アノテーション結果を逐次的に利用することができます。格納されたデータは機械学習の学習データとなるだけでなく、分析・レポートなどにも用いられています。

Kafon

メディア / 横軸基盤システム



データ転送におけるタスクを
プラグブルに選択できるストリーム処理基盤

転送処理の
最大秒間ログ転送数
(全転送処理合計)

6万
records/sec

1日の転送ログ数
(全転送処理合計)

25億件

技術タグ: ストリーミング処理

Kafon はデータの入出力・変換・フィルタリングなどのタスクをプラグブルに選択できるストリーム処理基盤です。Kafon では Kafka や HBase、BigQuery などのデータ入出力やデータの加工・フィルタリング処理をタスクとして提供しています。利用者は Kafon が提供するタスクの組み合わせを実行時に指定することでデータの転送や前処理を容易に実行することができます。

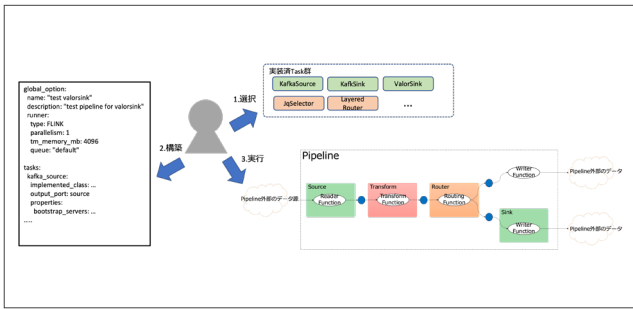
Member

Software Engineer: 開発・運用担当

使用している主な技術

Apache Flink, Apache Kafka, YARN, Apache HBase, BigQuery

データ転送を容易に実行できる基盤提供



解決したい課題 / ユースケース

データ活用に関連するシステムはオンプレミスの Hadoop クラスターや Public Cloud 上のシステムなど様々で、データの利用目的に合わせて適切なシステムへ転送する必要があります。また、データの種別、用途などによってフィルタリングやデータ変換などの前処理が求められます。データ転送用のミドルウェアを用いることで、これらの目的に応じたデータ転送を実現できますが、転送設定が複雑になったり設定の管理が属人的になるなどの問題がありました。Kafon はデータの入出力、変換、フィルタリングなどのタスクをプラグブルに選択できるストリーム処理基盤となっており、事前に用意されたタスクから必要なタスクを組み合わせることで転送処理を実現することができます。選択するタスクの組み合わせを DSL で実行時に決定できる様にする事で容易に前処理を含むデータ転送を提供する狙いがあります。

Hibiki

メディア / 横軸基盤システム



複数データソースを一元管理する
人物データベース

管理している人物

約 45 万人

技術タグ: 検索 データアクセス アノテーション

Hibiki は人物に関する複数のデータソースを統合して一元管理するデータベースです。システムの主な機能としては人物の基本情報の取り込みや、名称（ニックネームや呼び名）の追加、複数ある人物や名称を統合する名寄せなどがあります。またテキスト中に現れる名称を曖昧性のない ID の形で返却する機能もあります。

Member

Product Manager: 連携サービスの開発計画を元に人物管理の観点で課題を整理し、それを解決するための機能をメンバーとやりとりしながら策定しています。

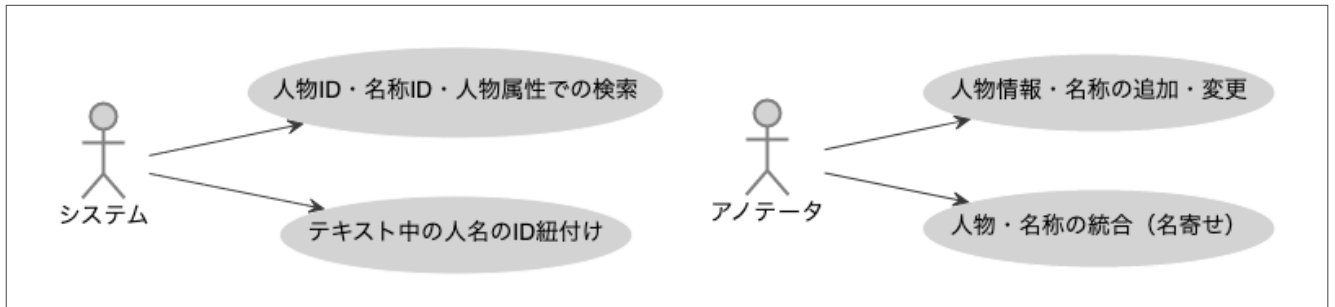
Solutions Architect: サービスへのヒアリングを通して人物管理の技術支援を行います。

Backend Engineer: サーバサイドの設計・実装を行います。

Frontend Engineer: クライアントサイドの設計・実装を行います。

使用している主な技術

GoLang, AWS, Terraform, GitHub Actions, React.js, TypeScript



解決したい課題 / ユースケース

メディアサービスでは番組やブログなどに紐付く人物を構造化された状態で保持することは重要です。例えば推薦やデータ分析において、ある番組の登場人物が他のどの番組に出演していたかを調べる場合、単なる文字列検索を行うと別名に対応できないことや人物と関係ない文字列にヒットしてしまう問題が生じます。そのため人物を適切な形で ID に変換してデータベースに格納する必要があります。この ID 変換については 1. ニックネームや呼び名が新たに登録されても対応する人物に正確に紐付けることや 2. ある愛称が使われなくなった場合に他の愛称に統合（一種の名寄せ）できることや 3. 複数の人物データベースを整合性を担保させた状態で統合させることなどを担保させる必要があります。Hibiki は先ほど述べた課題を、人物そのものを表す人物 ID と、その人物の呼称を表す名称 ID とそれらの関係をデータベースとして保持することにより解決しています。また人物や名称の追加・変更については人手作業も多く含まれるためアナテータとやりとりをしながら手順を確立させてきています。

テキスト中の人名の ID 紐付け

解決したい課題 / ユースケース

Hibiki は人物や名称の ID 変換やそれを用いた検索に加えて、テキスト中に出現した人名を ID に紐付ける機能があります。例えば新しい未来のテレビ「ABEMA」の番組説明には出演者情報の記載がありますが、Hibiki では、この出演者情報に対して同一呼称の曖昧性解消を行った上で出演者の名称 ID 対応付けをしています。現時点で対応付けは基本的なルールベースのものとなっていますが、将来的には系列タグ付けや知識グラフを用いたより精度の高いものへ移行しようと考えております。

CIU ML Platform

グループ IT 推進室



GPU 枚数 (A100)

48 基

GPU 枚数 (T4)

11 基

削減コスト

400
万円以上 / 月

技術タグ: MLOps 基盤

ML Platform は全社員が利用できる機械学習基盤であり、DGX A100 などの GPU を搭載しています。本基盤では GPUaaS と呼ばれる GPU がアタッチされた Jupyter Notebook を払い出すサービスや、CIU AI Platform と呼ばれる学習スクリプトの実行から推論エンドポイントのデプロイまでコードベースで管理できるサービス (GCP AI Platform 互換) を提供しています。

Member

Product Manager: 要件定義とタスク管理、ロードマップの策定、利用者とのコミュニケーション

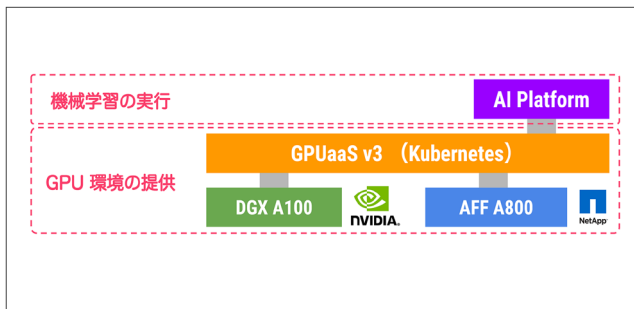
Software Engineer: GPUaaS と AI Platform の新規機能開発・運用、関連 OSS の機能・性能検証

ML Engineer: ML Platform に関する記事執筆、技術サポート、ドッグフーディング

使用している主な技術

Kubernetes, Kubeflow, Katib, KServe, Istio, Knative, Argo CD, Argo Workflows, Gatekeeper, Go, Python, gRPC, grpc-gateway, Etna (内製基盤)

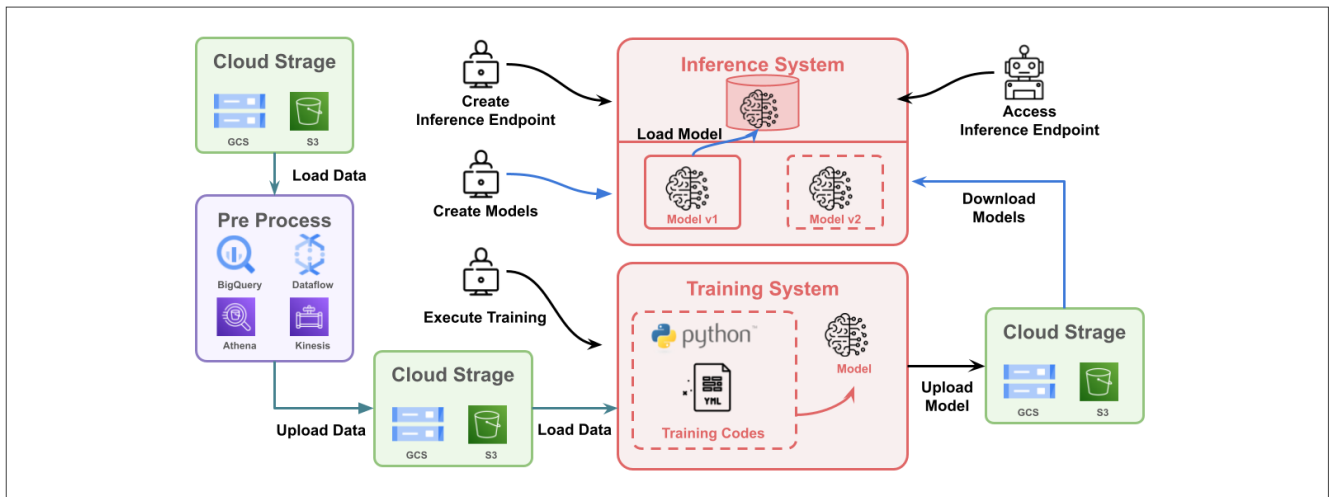
迅速な最新 GPU の提供とコスト削減



解決したい課題 / ユースケース

GCPやAWSではMLソリューションが展開されています。ただ、その中で問題となるのがGPUリソースの在庫です。一般的にパブリッククラウドにはクォータがあり利用できる GPU の枚数が制限されています。また、新しい GPU は提供までに時間がかかるため、満足のいく学習が実行できないことがあります。さらにもう一つの問題としてコストが挙げられます。2022年7月現在、GCPではNVIDIA A100 1基で約\$3/時間（追加でCPU・メモリ課金が必要）であり、大規模な実験を行うと、いつの間にか数百万円規模の金額になってしまうことがあります。こういった問題点を解決するためにCIUではGPU専門チームを設立しました。本チームでは最新GPU情報のキャッチアップを始め、ご利用いただいているユーザーへのヒアリング、利用率の可視化などをもとに購入・運用計画の議論を行っているため、迅速にGPUを増設できる体制が整っています。また、機器調達では妥協せず交渉を行い、GCPと比べて3~5割減のコスト感を実現しています。現在NVIDIA A100を48基搭載しており、新しい世代のGPUも含めて増強を進めていく予定です。

ML Platform のパブリッククラウドとの親和性と活用例



解決したい課題 / ユースケース

ML Platform はパブリッククラウドとの親和性を意識して設計・実装しているためハイブリッド構成が可能になっています。その例として CIU AI Platform は GCS や S3 をハブとして利用するように設計しています。これにより前処理は GCP Dataflow で実行して学習のみを本基盤でおこなったり、GCP Vertex AI で学習済みモデルを本基盤にデプロイすることも可能になっています。また、この性質を利用して GCP と本基盤の両方に推論エンドポイントをデプロイし、障害時に推論リクエストをオフロードすることも可能になっています。また、ML Platform は機械学習基盤と謳っていますがその他領域にも利用することができます。例えば、GPUaaS ではユーザーが用意したコンテナイメージを起動することができるので、ffmpeg などを含んだ GPU コンテナを払い出すことで動画系の処理が可能になります。他にも CIU AI Platform の Training をシンプルなジョブ実行基盤と見なすことで、Blenderなどをデプロイするジョブを流してリモートからCG系の作業をすることも可能になっています。

新卒 1 年目が 0 から挑んだ MLOps 基盤構築

株式会社 CAM



株式会社 CAM ではエンタメ、ライフスタイル、ビジネスバラエティメディアを主軸とした多数の Web サービスを展開しており、いくつかのサービスに対して機械学習によるレコメンドロジックが提供されています。この社員インタビューでは、新卒 2 年目の機械学習エンジニアである原が新卒 1 年目で主導した MLOps 基盤構築に関して、さらに CAM でデータ活用や機械学習に取り組むことの魅力についてご紹介します。



株式会社 CAM 機械学習エンジニア

原 和希

Kazuki Hara

2021 年に株式会社サイバーエージェントへと新卒入社。
子会社である株式会社 CAM に配属後、機械学習エンジニアとして toC 向けのプロダクトにおけるレコメンドロジックの開発および、それらを運用するための MLOps 基盤の構築 / 運用に従事。

CAM の機械学習を次のフェーズへ

CAM に私が配属された際には、既に社内でのデータ基盤が整備されており、機械学習のための学習データを用意することが可能な状況でした。また、レコメンド用の API も開発されており、CTR 等の配信実績ベースのレコメンドが導入されていました。さらに、GCP や AWS、Azure で提供されているパーソナライズレコメンドのフルマネージドサービスを活用したレコメンドも導入されており、高い効果を発揮していました。そのため、機械学習によるパーソナライズレコメンドが売上等の向上に寄与することは確認できていました。



しかしながら、機械学習エンジニアやデータサイエンティストが開発した、オリジナルの機械学習ロジックをサービスへと導入するための仕組みがありませんでした。

フルマネージドのレコメンドサービスは用途が限られていることや、内部のアルゴリズムが公開されていないため、ロジックの改善はクラウドベンダーに委ねられてしまいます。一方で、オリジナルの機械学習ロジックを開発することで多くのメリットが得られます。それは、使用するモデルを柔軟に指定することが出来ることや、学習 / 予測結果に任意の処理を加えることが出来ること、サービスのドメイン知識を踏まえたモデルを作ることが出来ることなどです。これにより、レコメンドロジック改善の幅を広げることが出来ます。以上のことから、私が配属された頃の CAM では、機械学習によるレコメンドの効果を高めることを目的として、機械学習エンジニアやデータサイエンティストが開発したオリジナルの機械学習ロジックを運用するための環境が求められていました。

機械学習を継続的に運用し、ユーザーに価値を届けるために

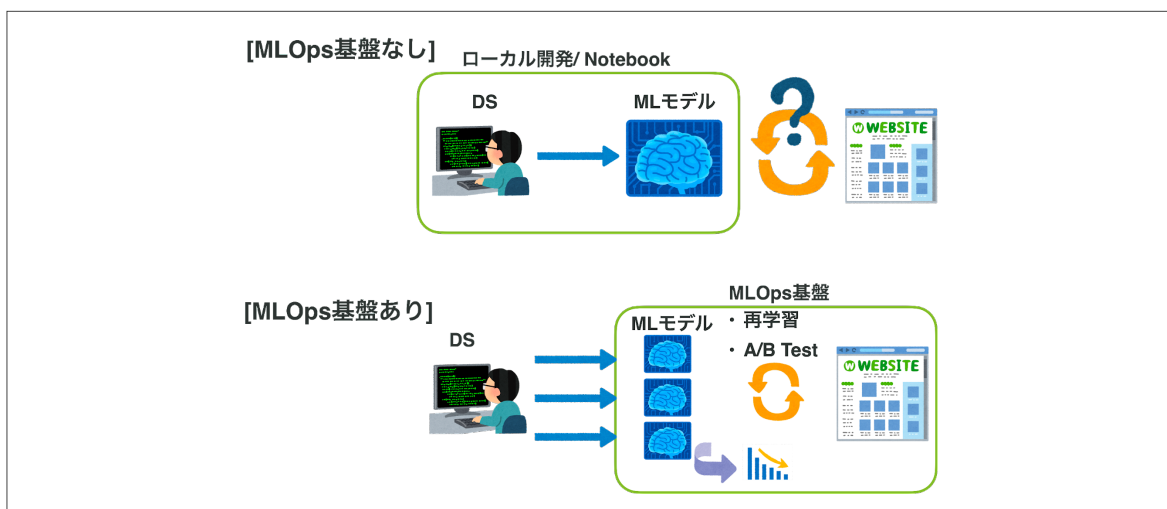
オリジナルの機械学習ロジックを運用するための環境を実現するために、私は新卒 1 年目で MLOps 基盤の開発を主導して取り組みました。MLOps とは一般的に、機械学習システムのプロダクトへの導入とその管理を円滑 / 迅速化するための技術とアプローチのことを指します。

機械学習システムというと、モデルを学習する処理を思い浮かべる方が多いかと思います。

しかしながら、これは機械学習システムを構成する要素のうちの一部であると知られています。その他にも多くの処理が必要であり、複雑に入り組んでいるのです。それら処理には、モデルの精度監視や後に生成物を追跡出来る仕組みも含まれます。MLOps 基盤の責務はこれらを統合的に管理 / 運用可能な環境を提供することです。

MLOps 基盤があることで、機械学習エンジニアやデータサイエンティストは開発したモデルを迅速にサービスへ導入して、改善を繰り返すことができます。更に、継続的に最新のデータでモデルを再学習すること、そしてモデル間の A/B テスト、モデルの精度劣化や特徴量の異常を検出することも可能になります。

これらのメリットから、MLOps は「安定して機械学習モデルを運用する上での必須技術」になっていると私は考えています。そして、この基盤はオリジナルの機械学習ロジックを開発 / 導入し、改善サイクルを回すことを目指す CAM にとって、必要な基盤であったと言えます。

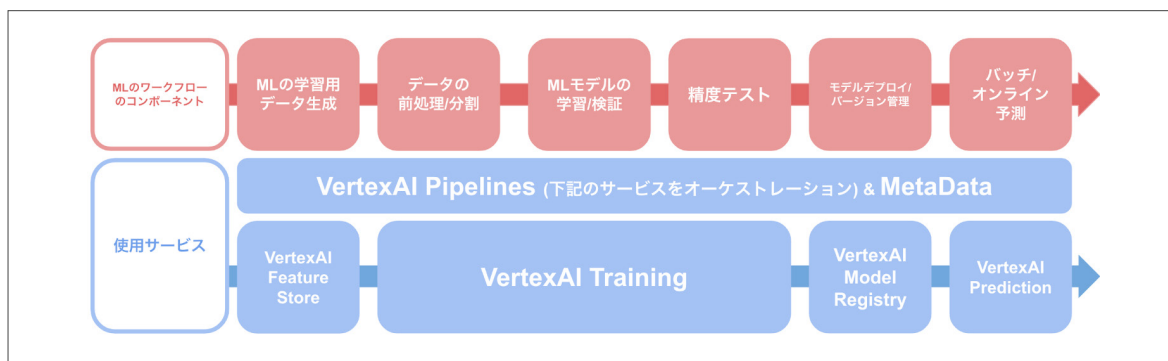


最新のマネージドサービスを活用した MLOps 基盤

MLOps を実現するための技術・フレームワークは様々ありますが、Google Cloud の VertexAI を採用して基盤の構築を進めました。VertexAI は 2021 年の 5 月頃に GCP 上でリリースされたサービス群となっており、MLOps を実現するための各種サービスが下記の図のように網羅的に存在しています。弊社ではいち早く検証を行い、リリースから約半年後に本番稼働を開始しました。このようにスピード感をもって MLOps 基盤を構築できたのは、マネージドサービスを活用したことによるメリットと、CAM に最新の技術を積極的に検証・導入する文化があっこそだと思っています。

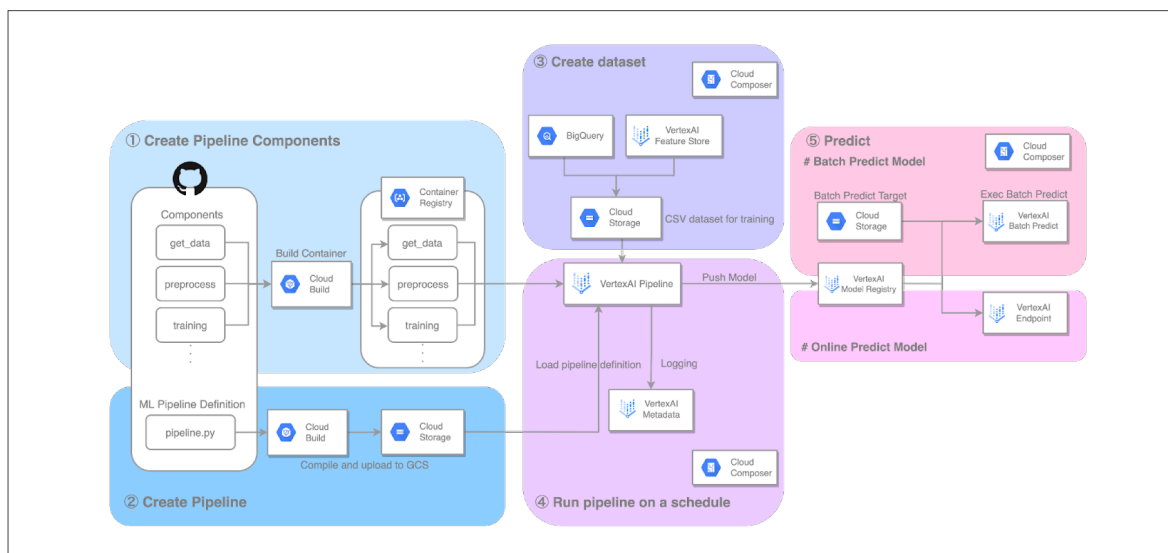
このVertexAIを採用した理由は主に4つあります。まず1つ目は、先程も述べましたがフルマネージドなサービスであるため、素早く基盤を作成出来ることです。2つ目は連携が容易なことです。弊社ではデータ基盤がGCPにあるため同環境が理想と考えました。3つ目はパイプラインの機能であるVertexAI PipelinesがOSSのKubeFlow Pipelinesと互換であることです。これにより、Kubeflow用に公開されたコンポーネントの再利用が可能となります。

最後は、各コンポーネントのマシンスペックを柔軟に指定することが出来ることです。機械学習パイプラインではGPUや多くのCPU、メモリが必要になることが多々あるため、こちらも重要なポイントであると考えました。以上の理由からVertexAIを採用しました。しかし、基盤構築当時のVertexAIはリリースされたばかりのサービスであったため、活用事例やドキュメントが少なく、構築に困難も伴いました。しかし、実際に手を動かして検証/開発を進めていく過程は貴重な経験になりました。加えて、手詰まった箇所に対して自分なりの解決策を考えることや、チームメンバーやGCPのサポートと議論することなど、エンジニアに必要なマインドを鍛えることも出来ました。また、培ったノウハウを技術ブログや講演という形で社外にアウトプットし、コミュニティへの貢献を行うことができたのもよい経験となりました。



MLOps 基盤を導入した結果

下記の図のようなMLOps基盤を構築/運用した結果、オリジナルの機械学習モデルを無事リリースすることが出来ました。



現在では、このMLOps基盤を用いて複数のモデルにおける「学習用データの生成/管理～予測結果の提供(オンライン・バッチ)」の処理を定期的に行っています。これによって、オリジナルのパーソナライズレコメンドを日々サービスへと提供し、改善のサイクルを回しています。また、レコメンドロジックの開発も私自身が行っています。

基盤からモデル開発までに一貫して取り組むことが出来る点がCAMの機械学習エンジニアの特徴だと思います。しかし、MLOps基盤としては、まだ不足している機能もあります。そのため、VertexAIは勿論、他の技術も視野に置いて技術選定と機能拡充をしていきたいと思っています。

これは私がサイバーエージェントへの入社以前から考えていた、機械学習を活用した機能提供の全ての処理に関わりたいという理想に近く、非常に魅力的な環境で貴重な経験と成長機会をいただいています。

新卒 1 年目での挑戦と成長

入社前の私はクラウドサービスに精通したエンジニアではなく、ほとんど触れたことがない状態でした。私のバックグラウンドは機械学習系の研究や Kaggle で培った機械学習モデルを開発・改善するスキルでした。そのため、機械学習の価値をサービスに届けるためのスキルが不足していました。

CAM に入社してからは、経験豊富な先輩エンジニアの元、MLOps 基盤やデータ基盤の開発、Google Cloud の認定資格である Professional Data Engineer の資格獲得など、クラウドサービスの活用スキルを格段に伸ばすことが出来ました。

何よりも、今回紹介した VertexAI を活用した MLOps 基盤構築は自身が主導して取り組み、0 から進めた初めてのプロジェクトとなっており、大きな成長実感を感じることが出来ました。

まだ経験値のない私に、基盤開発を任せてくれたチームメンバーには非常に感謝しています。これはサイバーエージェントの「若手が挑戦できる文化」があってこそだと思います。



CAM で機械学習エンジニアをすることの楽しさ

最後に CAM で機械学習エンジニアをしていて感じている楽しさについてお話しします。

CAM の機械学習エンジニアはモデル開発にとどまらず、データ収集や基盤の開発を行い、サービスに届けるまで責任を持って進めることが求められます。これは、私にとって非常に楽しく、成長を感じる点です。

また、CAM のデータ組織は、出来てから年月がそこまで経っていないチームです。

そのため、社内のデータ / 機械学習活用を 0 から作り上げていく経験をする事が出来ています。どのようにビジネスに活用され、実装をしていくか、という点を考えるのは困難なこともあります。貴重な経験です。

さらに CAM では、エンタメ、ライフスタイル、ビジネスバラエティメディアを主軸とした多数の Web サービスを展開しています。エンタメ領域の趣味を持つ私としては自分の好きな領域のサービスに関わることができるため、モチベーション高く業務をしています。

サービスの課題に対して、ログデータなどを根拠として仮説を出し、データ分析や機械学習モデルへと落とし込むことは非常にやりがいのある業務です。

今後はより一層、ユーザーの行動や趣向を捉えた分析やモデル開発に力を入れていき、ユーザー体験の向上、それによる業務貢献を達成していきたいと思っています。

参考資料

CA BASE NEXT2022 「VertexAI で構築した MLOps 基盤の取り組み」

<https://www.cyberagent.co.jp/techinfo/info/detail/id=26111>

CAM Tech Blog 「Vertex AI を活用した MLOps の実現【前編】」

<https://cam-inc.co.jp/p/techblog/582520922968163131>

CAM Tech Blog 「Vertex AI を活用した MLOps の実現【後編】」

<https://cam-inc.co.jp/p/techblog/582427719648674619>

強化学習を当たり前の選択肢にしたい —利益を最大化する技術「強化学習」の実応用に向けて—

AI Lab



AI Lab リサーチサイエンティスト

阿部 拳之 *kenshi Abe*

2017年に東京工業大学大学院総合理工学研究所を修了後、株式会社ハル研究所でゲーム開発に携わる。2018年にサイバーエージェントに入社し、現在はAI Labの強化学習チームのリーダーとしてマルチエージェント強化学習、不完全情報ゲームに関する研究に従事。



AI Lab リサーチサイエンティスト

森村 哲郎 *Tetsuro morimura*

2021年からサイバーエージェント AI Lab 研究員。広告や強化学習に関する研究に従事。2008年に奈良先端科学技術大学院大学にて Ph.D. 取得。2008年から2021年まで IBM 東京基礎研究所研究員。著書に「強化学習 (機械学習プロフェッショナルシリーズ)」(講談社, 2019) や「これからの強化学習」(共著, 森北出版, 2016) などがある。

実サービスにおける、利益を最大化する意思決定が可能な技術—「強化学習」—。

ビジネス上、重要な技術でありながら、一般的には実用化においてハードルが高いとされています。

「AI Lab」にジョインし強化学習の社会実装を行う阿部と、同チームにて研究を行う「強化学習」(機械学習プロフェッショナルシリーズ)の著書でもある森村に、サイバーエージェントだからこそ実現できる強化学習の実用化、目指す未来について聞いてみました。

異分野から強化学習の研究へシフトした2人が考える「強化学習」

おふたりが「強化学習」を研究し始めたきっかけについて教えてください

森村: 私はもともと生物寄りの研究をしていて、ある時から、もう少し生物をシステムティックに理解したいという気持ちが芽生え、そこから脳や強化学習を研究し始めました。

「脳をつくることで脳を理解する」という川人光男先生と銅谷賢治先生らの考えに感動し、人や生き物が行動を学んでいくときのモデルとして強化学習がフィットするのかなと思ったのが入り口でした。

阿部：森村さんが書かれた著書「強化学習（機械学習プロフェッショナルシリーズ）」は非常に有名で、机の上にもずっと置いてあるくらい愛読させてもらったので、まさか今こうして一緒に働いているとは昔の僕からしたら想像がつかないです（笑）僕自身も元々は制御工学を専攻していましたが、その際に強化学習によって制御を行う研究の存在を知り、徐々にそちらの研究へシフトしました。

「強化学習」を活用すると、どのようなことが可能になるのでしょうか？

阿部：実際のサービスにおける、利益や利得を最大化する意思決定をすることが可能です。もう少し具体的には、最終的な成果や利益を最大化するために、個々の経験から学習して、その後の行動を最適化し続けていく、「走りながら考えるタイプの学習方法」が強化学習です。長期的な視点で意思決定の最適化ができる技術と言えるでしょう。従来のデータサイエンスでは「教師あり学習」という学習手法を用いて 1 つの施策における予測の誤差を減らすことに注力しますが、目的を紐解くと



実は本質的に達成したいことは「利益などの指標の最大化」で、実は強化学習の枠組みとして考えるほうが適していることが多いのです。例えば、あるサービス等でキャンペーンを打つ際、そのキャンペーンの効果を予測するモデルを学習させることはよく行われると思います。しかし多くの場合、キャンペーンを打つ理由は売上を上げるためだと思うので、本来は売上を上げるキャンペーンの打ち方とはなにか、ということを考えなければいけません。強化学習の枠組みとして捉えると、このような問題を扱うことが可能になります。

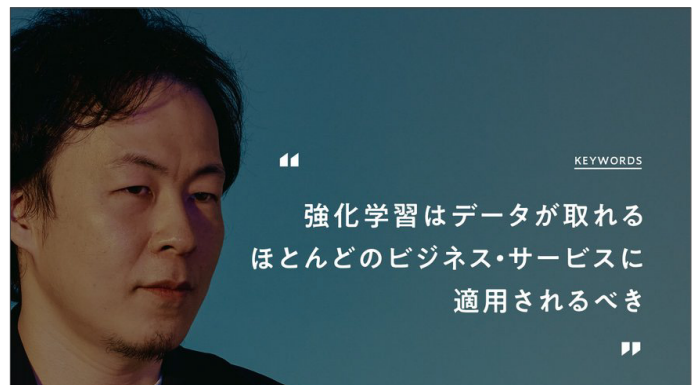
結局行き着くところは強化学習が必要になってくる

「強化学習」はどんな領域で適応できるのでしょうか？

森村：強化学習はデータから意思決定モデルを学習しますが、ビジネスは意思決定の連続なので、問題を単純化し過ぎずに捉えると、自然と強化学習の枠組みが必要になると思います。なので、強化学習はデータが取れるほとんどのビジネス・サービスに適用されるべきだと思っています。

本当は何がしたいのか・何を最大化 / 最適化したいのかを考えた時に、強化学習の枠組みとして考えると解決できることが結構あったりします。例えば、サイバーエージェントでは広告に強化学習を適応していますが、それ以外にも多くの分野に展開できると思っ

ています。弊社が展開しているクリエイティブ制作・小売領域の DX・無人店舗・ロボット接客など、自動化において最終的にどうすればユーザーの顧客体験や満足度・幸福度が上がるのかという課題設定に対し、強化学習だと最適な KPI に落とし込んで意思決定のルールにしていくことが出来ると思うんです。結局、行き着くところは強化学習が必要になってくるので、他チームやプロダクトと連携して、わくわくするような強化学習の成功事例を作っていきたいです。



一方で、実際の実用化は難易度が高いという印象があります。

阿部：実用化にはハードルがあるなというのが、まさにこれまで感じていたところでした。一般的には、学習のアルゴリズムの方に目が行くため実装が重く難易度が高いという印象があることに加えて、そもそもサービスの課題解決において強化学習問題の枠組みとして捉えられるということ自体が感覚的に分からず、話にすら出てこないということもあります。

こうした問題解決のためにサイバーエージェントでは DSOps 研修を行っており、僕もその中の意思決定を取り扱うパートで講義をさせてもらっていますが、世の中的に見るとここまで取り組んでいる企業は少ない印象があります。研修のような取り組みをこれからも続けることで、「この課題って実は強化学習問題なのでは？」という思考を浸透させていきたいです。

森村：「教師あり学習」に比べると、必要なデータ数がどうしても多かったり、使うための準備が大変だったり。強化学習を入れてみようというアイデアが出て、いざ実装しようとするとかくさんのステップを踏む必要があり、かつそれができる人がいない。

なかなか強化学習を入れたくても入れられないという現状があるのかなと思います。

また、他の AI 技術以上に、強化学習理論と実問題にギャップがあり、そのギャップを埋める研究やデータサイエンスが必要になったりすることも実用化を困難にしていると思います。

ロボットの制御やゲーム分野など一部では強化学習は使われ始めていますが、実応用という意味ではまだ世間的にも少ないのが実情なのではないでしょうか。

ただ一方で、うまく活用が進む領域もあると思っていて、「広告」はその意味でかなり応用しやすいエリアなのかなと思っていました。

実装力・サービスとの連携・ドメイン、全て揃うからこそチャレンジできる実用化

だからこそ、強化学習と相性の良い「広告」にチャレンジできるサイバーエージェントを選んだのでしょうか。

森村：はい、まさにサイバーエージェントにきた理由につながります。広告であれば、広告を打った後のユーザーの反応がある程度スピーディーにとれて学習に活かれます。強化学習をオンライン環境で動かすことがすぐに出来ますし、また強化学習は失敗しながら学習するアルゴリズムなのですが、多少の失敗は許容されます。そういった意味で自動運転やロボット制御など失敗のコストが高い領域に比べ広告は強化学習と相性は良いのかなと。

入社については、阿部さんのようにゲーム理論やマルチエージェントなど幅広い知見がある方もいれば、安井さん・森脇さん・加藤さんなど経済学の側からビジネスやプロダクトの意思決定の重要性について言及しているメンバーがいる AI Lab という組織に強く魅力を感じたのも 1 つの理由でした。

実際のプロダクトと密に連携していると聞きます。どのように強化学習を活用しているのでしょうか。

阿部：Dynalyst の金子さんと連携して Web サイトに訪れたユーザーの情報や広告クリエイティブの情報をもとに、バンディットアルゴリズムを適用していく研究を行っています。最近では、実際に Dynalyst で私達が提案したアルゴリズムを適用するところまで持っていくことができ、強化学習の応用事例の経験を積んでいっています。特に、応用事例ならではの「やってみないとわからなかった」難しさを知れたことは今後にとって貴重な経験になると思います。その他には、マルチエージェント強化学習の研究をしており、例えば広告オークションのように複数人の意思決定者が存在するような状況で、どのような意思決定をとったら良いのかを学習させるような分野について研究をしています。電通大の岩崎先生とも共同で研究をやらせてもらっていますね。

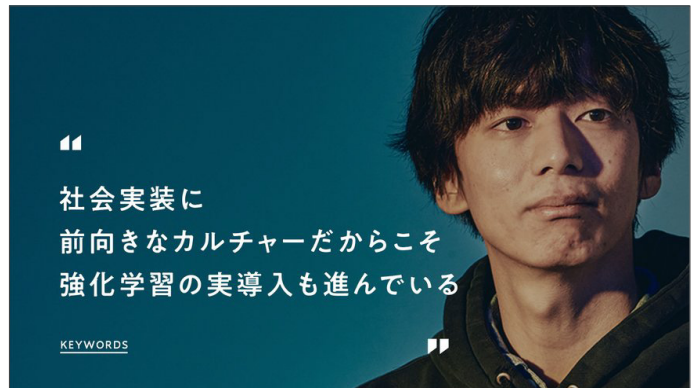
森村：阿部さんが研究するところって、かなり研究人口が日本でも少なくて、そこを 1 人で切り開いていってるなという印象なんです。自分の守備範囲を決めずに何か必要と感じれば、難しいエリアも臆せず進めていくのはすごいと思いますし、一緒にチームとして働いていて面白いですね。私は極予測 TD 関連で、AI Lab の張さんや大田さんなどと一緒に、広告文の生成を効率化するための強化学習を研究開発しています。広告以外にも CG 領域・小売・スポーツ DX に関してなど幅広くディスカッションする機会があるのですが、どの領域でも強化学習を活用できる可能性は無限大にあるなと感じます。

強化学習の実用化において、手応えはありますか？

阿部：これまでの環境では難しかったことが、サイバーエージェントで今トライできていると感じています。やはりサービス側にいるデータサイエンティストメンバーの強化学習に対する理解があること・さらに実装力あるメンバーが多いことが、そもそもすごい環境だと思います。

森村：入社して驚いたところとして、社内でチームを超えてコミュニケーションをする距離がすごく近いんです。強化学習はプロダクトで実装していく上での密な議論は不可欠なのですが、そういったところもやりやすい環境でした。AI Lab 単体でも、皆さんそれぞれ得意なところで尖っていて、ディスカッションさせてもらうと学びも多く楽しいのですが、研究組織を超えてもそれが感じられる環境です。

阿部：フラットに情報が収集でき、気軽に相談ができる、そして社会実装に前向きなカルチャーだからこそ、強化学習の実導入もどんどん進んでいます。



強化学習を当たり前の選択肢にしたい

今後やっていきたいことは？

阿部：とにかく、プロダクトに導入する事例を増やしていきたいなと思っています。それはアルゴリズムを実装するのもそうだし、強化学習の枠組みとしてそもそも捉えられますという課題設定の事例を作っていきたい。サイバーエージェントの中で、最初から意思決定について考えるときに、強化学習の枠組みとして捉えるのがいいよねっていうようなことが当たり前になっていくようにしていきたいなと思っています。

森村：そういう意味でも、実装していく上でボトルネックになるようなところを取っ払う研究みたいところはやっていきたいですね。そして最終的には、サービスへの実用化を通し強化学習技術を社会に還元していきたいです。それがサイバーエージェントならできていると思っています。

阿部：そのためにも、強化学習チームとして、ビジネスの利益の改善を前提とした研究開発や事例適用をこれからどんどん行っていきたいと考えており、現在、一緒に働くりサーチエンジニアの方を募集しています。強化学習の事例適用に携わりたい、と思っている方には是非来ていただきたいですね。

ビジネスの現場で価値を出すデータサイエンティストへ —サイバーエージェントの「DSOps 研修」とは—

AI 事業本部



Dynalyst / Data Science Center

金子 雄祐 yusuke kaneko

東京大学経済学研究統計学コース修士課程で計量経済学と因果推論を学び、2018年サイバーエージェント入社。入社後は新規事業の立ち上げに従事し、AI事業本部「Dynalyst」へ異動後は広告配信アルゴリズムの開発に従事。現在はDynalyst データサイエンスチームのリーダーとData Science Center ボードメンバーを兼務。



Dynalyst

暮石 航大 Kodai Kureishi

京都大学大学院情報学情報学研究科知能情報学専攻修士課程で機会学習やデータマイニング手法を学ぶ。学生時代にAI Labのリサーチインターンシップへの参加を経て、2020年サイバーエージェント入社。「Dynalyst」で広告配信アルゴリズムを担当。昨年は新卒として「DSOps 研修」に参加、次期研修リーダーを担当予定。

AI 事業本部のデータサイエンス組織「Data Science Center」は、データを事業に活用することでビジネスインパクトに差をつける重要な役割を担っています。

今回は「Data Science Center」が行う施策の1つ、新卒のデータサイエンティストを対象とした「DSOps 研修」にフォーカスし、どのようにデータサイエンスのスキル・マインドをスケールさせているのか、研修を牽引する金子・暮石に実態を聞いてみました。

「データサイエンス」と「ビジネス」を結びつける「DSOps 研修」

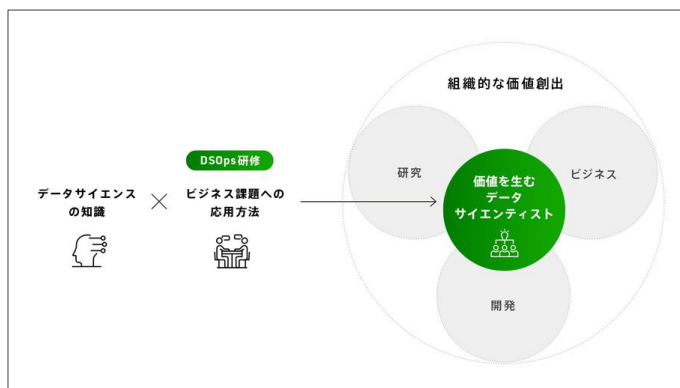
ビジネス実務の現場から見る、データサイエンティストのあるべき姿とは？

金子：「データサイエンスをビジネスにどう活かすか」をまず、考えられることが大事です。その上で、データを用いて事業課題を解決し、売上を作れる存在であるべきだと思います。僕自身、入社後に新規事業の立ち上げに携わった経験があるのですが、当時プロダクトがスケールせず悔しい思いをした経験から、データサイエンティストがより業界やビジネス構造を知り、そこから出来る提案や価値を増やすべきという思いになりました。

一方で、新卒をはじめ実務経験がないメンバーにとっては、そのスキルや考え方をすぐに習得するのは難易度が高いのではないのでしょうか？

金子：実際のところ、入社後すぐに「データサイエンスをビジネスにどう活かすか」までを考えるのはハードルが高いです。なぜなら一般的に、データサイエンスの技術に関する教科書は大量にあります。「技術を使って正しくデータサイエンスの価値を生み出すノウハウ」に関する教科書はありません。そこで始めたのが、「DSOps 研修」でした。

手法だけではなく、実際にデータサイエンスを使い「プロダクトの指標をどう改善していくか？」を考える研修が、「DSOps 研修」です。民間企業の KPI や売り上げなどわかりやすい指標がある中で、どのような形で課題発見をしてどう対応すれば、真にプロダクトにとって価値のあるデータサイエンティストになり得るか、を独自の方法で学習できるプログラムを作っています。データサイエンスを使ってプロダクトの KPI を改善し続けるための「身につけておくべき技術」を、入社後すぐに学ぶことができる場ですね。



数年前に発足した、AI 事業本部内のプロダクトを横断したデータサイエンティスト組織「DataScienceCenter」が行う施策の 1 つで、現在は僕と暮石が中心に担当しています。

具体的に「DSOps 研修」では、どんなことを行うのでしょうか？

金子：サイバーエージェント入社後の新卒のデータサイエンティストメンバーを対象に、約 3 ヶ月にわたり以下のような研修を行います。

DSOps 研修

実際にデータサイエンスの手法を事業 / ゴールに対し落とし込んでいくための方法と考え方を学ぶ場

時期

プロダクト配属後の新卒メンバーに対し、約 3 ヶ月・週 1 回・2 時間にわたり実施

内容

前半：講義パート

データサイエンティストの実務における実タスク・AB テストやデータ活用の文化作り・応用的なデータサイエンスのトピックに関する講義

例) 因果推論・AB テスト・プロダクト内の DS 課題へのケーススタディ、課題に対してどのような動きをとれば売りに上げに繋がるかの説明等

後半：ディスカッションパート

新卒がプロダクト配属後の自身のタスクやその実施理由、プロダクトの収益モデル等について説明。それらの認識や改善案について講義を担当する先輩社員とディスカッションを実施

例) 実際のプロダクトの収益構造をベースに、自分のタスクの修正をディスカッション

2021 年度の研修講義資料および詳細は、『新卒データサイエンティスト研修「DSOps 研修」とは何か?』をご覧ください。

暮石：僕自身、実際に去年は研修を受ける側だったのですが、最初は講義の内容にびっくりしました。まずお金の流れを意識し、そう考えた時にこんなデータサイエンスの課題があるよねというところから話が始めて...特に、「なぜ今のタスクをやってるのか」を徹底して問われる議論パートは印象的でした。研修開始時は、「自分自身のタスクがプロダクトの何を改善するのか」「そのタスクを実行することで売り上げが上がるのか?」といった、今考えれば当たり前のことを正確に言葉にできておらず...それって、自分の仕事の価値がそもそも分かっていないってことだなと。自分のタスクがどの KPI にヒットし、さらにその KPI の改善がどう売上に貢献するのかが分かってないと、データサイエンティストとして厳しいなと感じましたね。

金子：毎年、実際にこの研修を行うようになってから各現場でポジティブなフィードバックが来ています。



新卒データサイエンティスト研修「DSOps 研修」とは何か?

研修を通して学んだ、データサイエンティストが持つべき「視点」

ポジティブなフィードバックとは?

金子：新卒を受け入れる現場の声としては、新卒メンバーがデータサイエンスをビジネスの課題解決のためのものという前提の考えを持ってジョインしてくれるので、コミュニケーションやタスク設計がスムーズという話を聞きました。

暮石：実際に研修を受けた側としては、データサイエンティストという仕事の見え方に厚みが増したと感じます。僕自身、最初は「手法」にしか興味がないタイプだったので、研修を受けずに配属されていたらビジネスインパクトが小さい課題や、そもそも改善に繋がらないタスクに取り組んでいたと思います。研修を通して、実サービスにデータサイエンスを応用していくには 1 人 1 人が責任者のような視点で課題を考えて仕事に落とし込むことができないと、データサイエンティストとしてやっていくのは厳しいことを痛感しました。実際、研修を受けたことでプロダクトの KPI の改善につながる課題設定を行う力が身についたと思います。



研修の学びが活かした具体的なエピソードはありますか?

暮石：研修の学びが活かしたと感じたのは、配属後最初に任された仕事です。広告プロダクト「Dynalyst」での最初のタスクは、クリックしてから購買 (CV) に至る確率である ClickCVR の予測モデルの改善でした。最初は、ClickCVR 予測モデルの精度指標をオフラインのテストデータ上で改善すれば良いと思っていたので、精度指標を改善する方法を模索していました。しかし、丁度このタイミングで DSOps 研修が始まり、研修序盤の議論パートで「取り組んでいるタスクの価値」を説明する必要があったのですが、なかなかうまく説明できませんでした。そこで、研修で得た内容を参考に、そもそもどんなデータで自分のモデルを評価すべきなのかを整理し直しました。その結果、ビジネスから要求される”オンライン” (実際のサービス上) での精度の改善から逆算して適切にタスクを整理することができ、最終的に大幅なプロダクトの KPI の改善を実現しました。また、この結果が組織的にも認められ、社内で表彰をいただく機会にも繋がりました。

研修がなかったら、自分のデータサイエンスの知識がビジネスに繋がって、実際に事業貢献することは、新卒1年目の段階ではできなかったのではないかなと思っています。

今後の研修はどのような体制で行うのですか？

暮石：来年は、僕が金子さんからリーダーを引き継ぎ、研修をアップデートしていく予定です。

金子：毎年、研修を受けたメンバーが翌年の研修を行うことで、研修自体も委譲し、どんどんアップデートされています。生きた研修にすることで、文化も継承されていっています。

暮石：現状の状況を踏まえ、今後研修では、2つの点を改修していきたいと考えています。

1つは、研修の講義内容のアップデートです。現状だと先行的にデータサイエンスがビジネスに貢献できていた1〜2個のプロダクトの事例から土台が作られています。事例の質としては高いのですが、事業領域が異なると応用するのが難しくなっています。幅広い事業領域を展開しているサイバーエージェントのデータサイエンティストを支えるには、研修のベースも広げていく必要があると思うので、その点をアップデートしたいです。研修を経たデータサイエンティストの事例も色々出てきているので、これらを取り込みたいと考えています。もう1つは、研修で学んだことを活かす場を作ることです。現状では、配属先のプロダクトの環境に依存してしまい、実践することがそもそも難しいことが度々あります。学んだことを実践することで身につくと思うので、その点も更新したいと思っています。配属された新卒が一層、力を発揮できるような研修にしていきたいですね。

金子：「DSOps 研修」を全社的にスケールさせるには、組織形態やデータサイエンティストの裁量・事業内容によってカスタマイズが必要だということを実感していたので、今後のアップデートで、より良い研修になっていくのが楽しみです。

多様なアプローチで発展していくデータサイエンス組織へ

組織として今後新たにチャレンジしてみたいことはありますか？

金子：「新たなアプローチ方法」は常に考えていきたいと思っています。データサイエンスで何をするかを考える際に、「課題」から考えるパターンと「手法」から考えるパターンがあるんですね。どちらも良い面があって、「課題」から行くと、サービス課題に対する解き方が生まれるので、ビジネスに直結するインパクトがあります。ただ一方で、同じことを繰り返しがちなので、データサイエンティストとして解決できることの幅は広がらないという点もあります。

逆に解き方から考えて、それで解ける問題を探しましょうと言うのが、「手法ドリブン」のあり方です。これができるようになると、普段頑張って考えても気がつかないような、新たな課題を見つけることができるかもしれない、という利点があるんです。

暮石：「手法ドリブン」は成功例を作るのが難しいのですが、僕自身としては今後、手法を使うというゴールから逆算し、新たな可能性を広げるやり方にもチャレンジしていきたいです。幸いにも今のチームには、これができる組織の余力があると思っています。

最後に、おふたりが目指していきたいことを教えてください

金子：データサイエンティストが事業や経営企画にもっと入っていき、顧客のニーズを掴んだ上で実現可能かつ売れる機能を提案できる、わかりやすく言うと「お金を持ってこれるデータサイエンティスト」になることで、データサイエンティストの存在価値がもっと高まっていくのではないかと考えています。そういった意味でも、事業・営業企画にもっと僕らが入っていき、売り上げにコミットできる事例を増やしていけると強い組織になるのではないかなと思っています。



暮石：金子さんと同じく、ビジネスや売上のためのデータサイエンスを突き詰めていくのはもちろん、僕自身としてはやはり「手法ドリブン」でも何かを生み出せるようになってけると、更に面白い発見ができると思うので、その道を作りたいです。

金子：サイバーエージェントには、僕のような経済学出身のメンバー、暮石のような機械学習系出身のメンバーなどさまざまなバックグラウンドのデータサイエンティストがいます。

色々なタイプの人活躍できる組織の土台があるので、課題ドリブンでリアルな事業課題の解決を行うこと、手法ドリブンでイノベーションを生み出すことなど、幅を狭めず果敢にチャレンジしていきたいですね。

もし、視聴者の「もっと胸キュンしたい!」気持ちに寄り添う レコメンドが「ABEMA」でできたら?

ABEMA



「ABEMA」ではユーザーとコンテンツをより近づけるべく、機械学習を用いたレコメンドの強化やキャスト支援システムの開発に取り組んできました。今日はその取り組みの1つである「動画コンテンツを数値情報に変換したレコメンド」の開発を担当する2人に話を聞いてみました。



ABEMA
上岡 将也 Masaya Kamioka

2019年新卒入社。研究開発組織「秋葉原ラボ」にてメディアサービスの動画データ活用を推進。具体的には、タップルにおける画像判定自動化システムの開発・運用や ABEMA におけるユーザーとコンテンツの分析、推薦アルゴリズムの改善などを行っている。



ABEMA
若松 浩平 Kouhei Wakamatsu

2020年新卒入社。研究開発組織「秋葉原ラボ」にてメディアサービスの動画データ活用を推進。ABEMA のユーザーとコンテンツの分析、推薦のユーザー体験を目的とした動画特徴量の改善を担当。

新しい発見にあふれたレコメンドが新しいユーザー体験につながる

「動画コンテンツから抽出した特徴量を活用したレコメンド」とは何を目的としたものですか?

上岡: これまで「ABEMA」のレコメンドは、視聴履歴をベースにした推薦アルゴリズムを採用していました。しかし視聴履歴のみを用いている限り、コールドスタート問題(※1)であったり、視聴数は少ないけど好みに合うコンテンツがレコメンド候補に上がってこないという傾向があります。

参考:「新アイテムは行動履歴がないからレコメンドできない」モンダイを解決するには
「全てのプロダクトマネージャーが知っておくべき5つの機械学習の限界と対策」

これは、以前の記事でも触れられていた「パーソナライズされているはずのトップページが、誰に対しても大体同様なレコメンドになってしまう」現象が課題としてあがっていました。

その課題に対するアプローチとして取り組んでいるのが、以前紹介した株式会社ソケットが提供するデータを活用したレコメンドや、私たちが現在取り組んでいる動画コンテンツから抽出した特徴量を活用したレコメンドです。

動画コンテンツの中身を解析しレコメンドに応用できれば、視聴ログが蓄積されていない最新の作品や、視聴数は少ないけど好みに合う作品なども、ユーザーに届けることができます。

このように、潜在的ニーズを開拓する新しいレコメンドの形として、ユーザー体験の向上に繋げていくのが目的です。

若松:動画コンテンツはその特性上、「タグや属性」といった言語化できる特徴だけでカテゴライズしきれないほど情報が豊富です。例えば「ABEMA」で配信しているアニメでは、スポーツやファンタジー、SF やヒューマンドラマなど様々なジャンルがあり、視聴者は作風や絵柄やストーリーや音楽など非言語的な要素を含めて惹かれ、作品の世界観に没入していきます。

私たちは、こういった「動画コンテンツ」が本来もっている「非言語的な要素」の魅力进行分析し、検索やレコメンドに活用する事を目的にしています。

「理想的なレコメンド」とはどういうものをイメージしていますか？

若松:例えば「ABEMA」の人気コンテンツに「恋愛番組」というジャンルがあります。その中で、なかなか結婚に踏み切れない恋人同士が1週間の旅に出て、旅の終わりに「結婚"か"別れ」を決断する「さよならプロポーズ」という番組を放送していました。内容的には「切ない」や「胸がキュンとする」が特徴と言える作品です。

理想的なレコメンドを実現するに当たって、まずユーザーがこういった視聴傾向があるかを視聴履歴を基に分析しました。すると、

「さよならプロポーズ」を見ている人は、同じ恋愛リアリティショーの中でも、似た「切なくなる」傾向の作品をよく観ているという分析結果が得られました。このような「切なくなる」「胸がキュンとする」といった、非言語的な要素を基に別の作品をレコメンドできれば、ユーザーにとって価値のあるものになるのではないかと仮説をまず立てました。



作品の世界観が類似したものをレコメンドすることは可能か？

現在のレコメンドの精度はどのようなレベルでしょうか

上岡:アニメに関しては動画の解析結果から、作品の特徴を抽出することができます。アニメは、ほのぼのした絵柄の作品は内容もほのぼのしていて、シリアスな作品は絵柄も内容に見合ったシリアス調になる。見た目の特徴と内容に一定の相関が見られることが多いです。

自分たちも驚いたのですがアニメを解析した結果、原作漫画を発行している出版社ごとに作品をきっちり分類することができました。画風や作風、出版社ごとの特徴といった「言語化しにくい特徴」をとらえて解析できたという事例です。

若松:他にも、メジャー第2シーズン（中学・高校前半）と一番関連のあるコンテンツが、メジャー第3シーズン（高校後半）となったのはびっくりしました（笑）。当然シーズンの順序は他のメタ情報として管理しているので、実際に役に立つようなものではないのですが・・・

上岡:人間がやれば一瞬でできることですよ（笑）。でもこの事例には裏があって、「メジャー」というアニメ作品の作風や、主人公たちが容姿や年齢といった見た目の情報を抽出した結果、第2シーズンに一番近いコンテンツとして第3シーズンを持つことに成功しました。

それがどのようにレコメンドの改善につながるのでしょうか

若松:このアプローチを発展させていくと、アニメ作品全体を解析して、作品の特徴や世界観をとらえることも可能となっていきます。アニメの中でも「はじめは弱かった主人公がストーリーを追うごとに強くなっていく作品」が好きな人もいれば「平凡な生活を送っていた主人公が、ファンタジー世界にワープすると、世界で一番強いキャラクターになっていたという作品」が好きな人もいます。そういった、作品の中にある「非言語的な」魅力に対して、類似する作品を視聴者にレコメンドとして提供することも可能になります。

上岡：例えば「ドラゴンボール」には、やがては仲間となるライバル達と闘うことで、自分も仲間も強くなっていくという世界観があります。その世界観を理解するには、作品中盤から後半にあたるフリーザ編やセル編、魔人ブウ編といった大きな流れをつかむ必要があります。シリーズという膨大な動画シーンの解析だけでなく、出演する声優の音声データの解析も視野に入れば、将来的には可能となるかもしれません。

例えば先程の「恋愛番組」などの実写についてはどうでしょうか

若松：実写作品に関してはハードルが高いのが正直なところです（笑）。そこで一緒に視聴される作品をレコメンドしやすくするように「特徴量の関係性を視聴履歴を用いた機械学習によって調整する」といった仕組みを導入しました。ユーザーと一緒に視聴する作品には何かしらの共通点が存在するので、それを見た目以外にも色んな角度から特徴量に組み込んでいくことでより良いレコメンドが提供できると考えています。

上岡：アニメの場合では、見た目の特徴と内容に一定の相関が見られることが多いのですが、実写の場合は構図の中心に人をとらえたシーンがほとんどです。映像の明暗を変えるという演出などはありますが、それによって作品の特徴を精緻に分析して定義するのはかなり難しいです。そこで、私たちは動画のシーン解析などの時間軸に沿った情報の抽出にも取り組んでいます。

具体的には、デートやダイアログといった作品ごとの特徴的なシーンを検出することや、誰がどの時間に出演していたかの情報を抽出することを目指しています。また、抽出したそれらのシーンのスコアリングも考えています。例えば先程の「さよならプロポーズ」であれば、一番盛り上がるのは「プロポーズをOKするかしないか」を決断するシーンです。どちらを選択するにしても、その結果に視聴者は一喜一憂します。そういった視聴者が「せつなく、胸



がキュンとする」という感情に訴えかける要素も含めて、作品の特徴として抽出することができれば、推薦や検索、分析に応用することはもちろんのこと、ABEMA独自の新たなユーザー体験を提供することができるはずです。

動画コンテンツから特徴量を抽出するという取り組みは、現在の動画サービスにおいてトレンドなのでしょうか。

上岡：今ちょうどトレンドになりつつある分野だと認識しています。いわゆるコンピュータビジョン（※2）の分野では、深層学習の登場により静止画像認識のあらゆる問題が解決されたと言っても過言ではないと思います。しかし一方で、画像を時間方向に並べたデータである動画の解析は発展途上の段階です。

※2：視覚的な世界を解釈および理解できるようにコンピューターをトレーニングする取り組みのこと。参考：コンピュータ・ビジョン：概要と重要性

インダストリーでも、大量の動画コンテンツから機械学習を使って動画を解析し、推薦・検索に応用する取り組みは報告されています。他にも動画コンテンツの内容に関するアノテーションを専門家が手動で付与しているサービスもあり各社それぞれの戦略で取り組んでいます。

若松：そんな中で我々はソケット社との協業でアノテーションも行なっていますが、動画コンテンツが増え続けるにつれ、それだけで対応するのは難しくなっ



ていく恐れもあります。機械学習を使って動画コンテンツから情報を自動で抽出することと、手動でアノテーションすることを同時に進めることで、最終的にユーザーに良質なレコメンドを提供できたらと考えています。

「本質を捉える」チカラ

働く中で、どんな成長を実感できましたか？

上岡：手法にとらわれ過ぎずに、本質を捉える力が身につきました。

入社半年後の振り返り面談の時に、上司から「本質的な課題は何を解決したの？」と聞かれてドキッとしたことがありました。確かに思い返すと、自分では仕事をやっているつもりでもあれは作業だった、手法やそういったものの選び方にとらわれていた、と思いました。

公開されているデータセットを使い、あらかじめ決まった問題に対して、精度を出すだけという学生時代の研究スタイルに慣れてしまうと、ついついこうした罠に陥りがちです。

若松：わかります(笑)「0.01%数値が上がる最新の手法をこの問題に適用してみました」ではなくそれによって「ユーザーにどのような体験を提供できるか」を意識するようになりました。

上岡：例えば「動画コンテンツから抽出した特徴量をレコメンド向けに提供した時に解決した問題は何か？そのビジネス的な役割は？プロダクトにおける課題解決の位置付けは？」というところが整理できていれば、他のタスクでもデータから抽出した特徴量を使うことができますし、そのプロセスが再現可能な状態にあることが、組織としての資産になりますよね。

若松：そこで少し俯瞰的な視点を持って「問題の本質は何か？コアなアイデアはなんなのか？それを支える技術とプロセスはどういうものが必要なのか？」こういった部分が大事だということが、仕事で身につきました。

上岡：大事なのは「立ち止まって俯瞰して見る」ということなんだと思います。例えばプロダクトの現場では短期的な成果が重視されると思いますし、そこにフルコミットすることももちろん必要です。

一方で、車輪の再開発を防いだり、「その短期的な成果は本当にユーザーに届いているのか」というような部分を考えたりすることも必要で、それが私たちに期待されている役割だと思っています。

マッチングアプリにおける出会いを分析する

タップル



3月24日、サイバーエージェントのエンジニア・クリエイターによる技術カンファレンス「CyberAgent Developer Conference 2022」を開催しました。ここではリサーチサイエンティストの数見による「マッチングアプリにおける出会いを分析する」の様をお届けします。

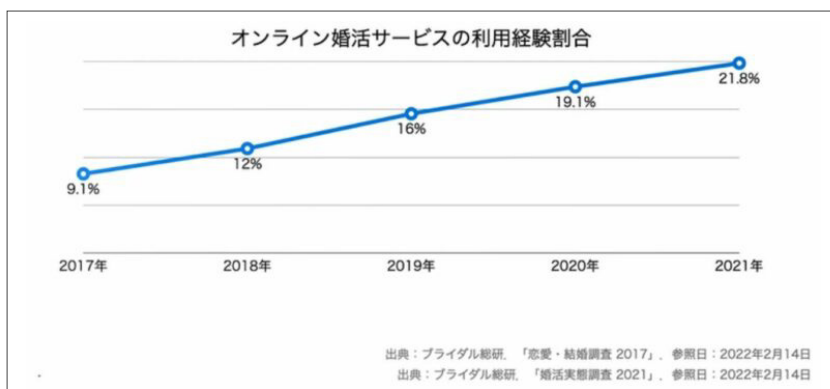


タップル
数見 拓朗 *Takuro Kazumi*

マッチングアプリ タップルで、ソフトウェアエンジニア / リサーチサイエンティストを努める

婚活を取り巻く環境と意識の変化

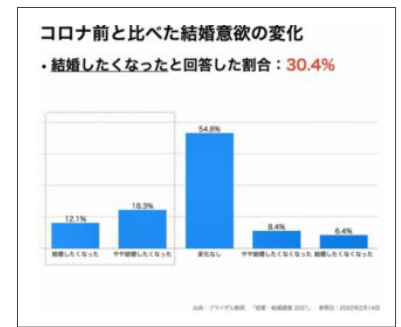
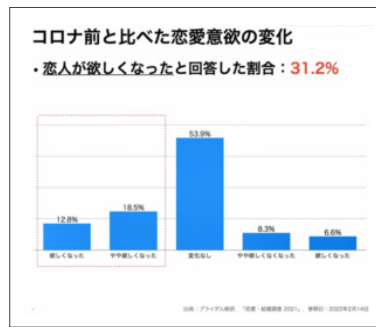
まずはこの数年で婚活を取り巻く環境と、恋愛・結婚に対する意識について起こった変化について簡単に説明します。下記のグラフは、オンライン婚活サービスの利用経験割合を示したものです。



オンライン婚活サービスの利用実態について、2017 年は約 9%の利用経験割合でしたが、現在は 20%を超えています。また 2017 年に実施された調査では、恋人や結婚相手とは職場や学校、サークルなど、いわゆる自然な出会い方を希望する人が大多数でした。

しかし 2017 年以降、オンライン婚活サービスの利用経験割合は年々増加しています。背景としては「時短婚活」が注目されたこと。また外出

自粛が求められるコロナ禍において、オンライン婚活サービスの方が効率的に出会えるというメリットを感じる人が増えていることなどが挙げられます。さらに、コロナ禍で恋愛や結婚に対する意識が変化した人の割合も増えています。「コロナ禍以前と比較して、恋人が欲しくなった」「コロナ禍以前と比較して、結婚しなくなった」と回答した人は 3 割にのびります。



タップルの特徴

「タップル」では、気になる相手に「いいかも!」「ありがとう」といった、ボタンを押すだけの簡潔なコミュニケーションでマッチング(メッセージのやり取りの開始)することができます。

パートナー候補者については、ユーザーが「タップル」のアプリを立ち上げると、相性の良さそうな人が推薦されるので、相手の写真やプロフィールを確認した上で、「いいかも!」もしくは「イマイチ」のボタンを押します。「いいかも!」を押した相手にはそれが通知され、相手が「ありがとう」と返答すると、連絡を取り合うことができるようになる仕組みです。

本発表では、この一連の行動に名前をつけます。興味をもった相手に「いいかも!」ボタンを押す行為を「コンタクト」する、コンタクトに対して「ありがとう」と返答することを「メッセ認可」と呼ぶことにします。

タップルでの安心・安全な取り組み例

「タップル」では、安心安全な利用のため、18 歳未満であるかを検知するアルゴリズムや、プロフィール写真が本人の画像であるかどうかを検査するアルゴリズムなどを導入するなど、安心・安全に向けた取り組みを強化しています。

マッチングアプリ「タップル」、機械学習技術を活用した「悪質スコア」の導入で不正利用者の早期検知システムを強化

さらに、人手による監視を組み合わせることで、より精度高く安心安全な出会いの場を提供すべく務めています。その取り組みのひとつに、プロフィールに表示される年齢が本物であるかどうかを、公的な書類を使って証明するというものがあります。では、プロフィールに表示される年齢が本物であると証明することが、メッセ認可にどのような影響を与えるのでしょうか。これを検証する方法を考えましょう。



高次元データの扱いと推定戦略

「タップル」に登録されるユーザー属性は、高次元なデータであるため、他の変数を調整した上で、興味ある変数がメッセ認可率にどのような影響を与えているのかということを検証することは容易ではありません。例えば欠落変数バイアスなどを除去するため、全ての属性情報とその交互作用を共変量として計算に加えることが理想的ではありますが、計算リソースの観点から、それは非現実的です。そこで、私たちは double-selection という方法を用いて、処置変数とアウトカムの予測に必要な共変量を選択し、モデルを作成することにしました。

以下に、double-selection により推定された分析結果を紹介します。

高次元データ

ユーザ	喫煙頻度	飲酒頻度	...	身長	年齢	居住地1	...	居住地S	...
1									
2									
...									
N									

$$y_{i,s} = \sum_{k=0}^K \beta_k \text{treat}_{i,s}^k + \mathbf{x}_{i,s}^T \boldsymbol{\gamma} + \delta_s + \epsilon_{i,s}$$

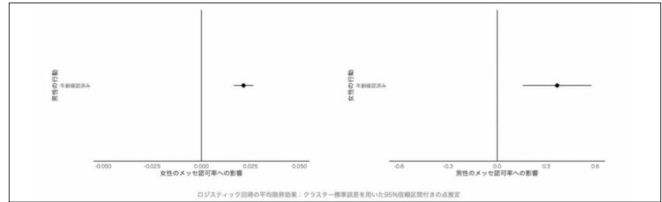
アウトカム
 処置変数
 共変量
 固定効果

Belloni, Alexandre, Victor Chernozhukov, and Christian Hansen (2014)

安心安全な出会い

年齢が本物であると証明されることによって、男女ともにメッセージ認可率が有意に増加するという結果を得ました。男性の年齢が本物であると証明されると、女性からのメッ

セ認可率は、2%有意に増加し、女性の年齢が本物であると証明されると、男性のメッセージ認可率が約36%有意に増加します。男性のほうがメッセージ認可時に、女性の年齢が本物であるかどうかを気にする傾向が高いことがうかがえます。年齢確認は、18歳未満の利用を防ぐことと、ユーザーが無用なトラブルに巻き込まれるのを防ぐための施策ですが、このような安心安全のための施策が、間接的にマッチングにポジティブな影響を与えているといえそうです。

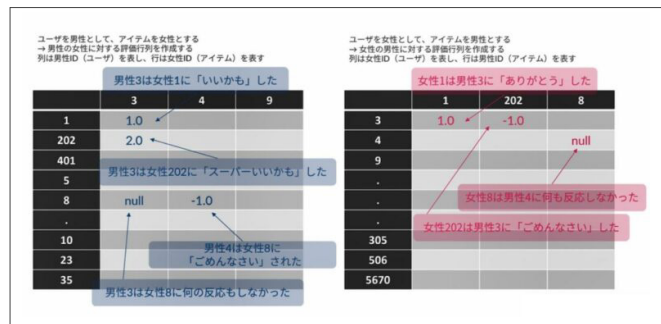


協調フィルタリングをベースとしたレコメンドアルゴリズム

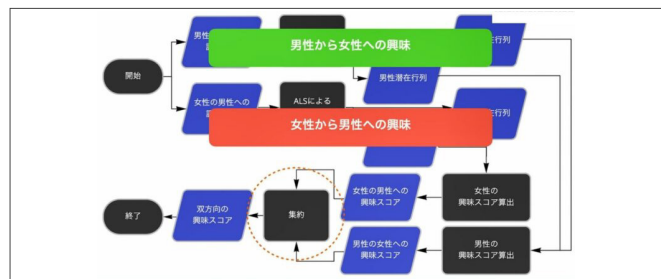
「タップル」におけるレコメンドの目的は、マッチング率の向上です。ユーザーに興味のありそうな相手ばかりを推薦しても、相手からのリアクションがなく、マッチングに至らなければ意味がありません。そこで「タップル」では、相手から自分がどう思われているのか?という要素を加味した、協調フィルタリングをベースとしたレコメンドアルゴリズムを作成しています。

まず、男性から女性、女性から男性、それぞれ「いいかも!」「ありがとう」とアクションしたデータを準備します。

まず、男性から女性、女性から男性、それぞれ「いいかも!」「ありがとう」とアクションしたデータを準備します。



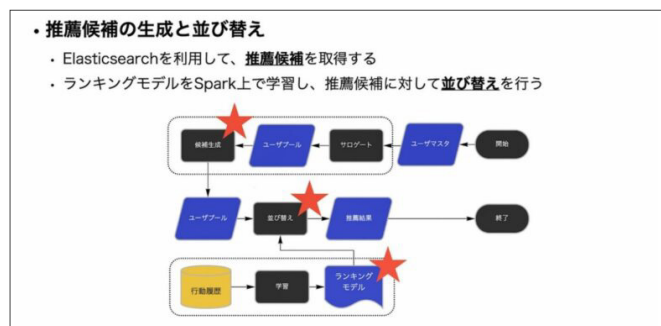
それぞれのデータセットから、男性から女性への興味スコアおよび女性から男性への興味スコアを算出し、これらを集約することで、双方向の興味スコアとして採用し並び替え、マッチングしそうな相手を推薦しています。この取り組みは、**一定の成果を得ることができています**。では次に、現状のレコメンドアルゴリズムを評価しつつ、今後どのような改善を計画しているかについて説明します。



レコメンドアルゴリズムの改善

候補生成と並び替え

「タップル」の推薦システムは、一般的な推薦システムと同じような構成です。推薦候補を生成するコンポーネント、並び替えを担当するコンポーネント、そしてランキングモデルを学習するコンポーネントです。ここで説明する改善計画は、下記スライドの星印がついた部分、候補生成、並び替え、ランキングモデルのいずれかで行われます。



・推薦候補の生成と並び替え

- ・ Elasticsearchを利用して、**推薦候補**を取得する
- ・ ランキングモデルをSpark上で学習し、**推薦候補**に対して**並び替え**を行う

現行のレコメンデーションの評価

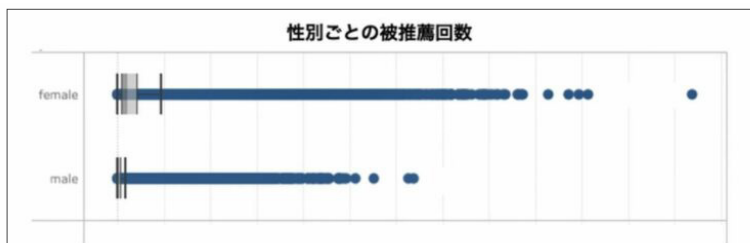
現行モデルの再現率を評価すると、男性にはほとんど漏れなく、コンタクトしそうな女性を推薦できています。一方で、女性は、実際にコンタクトしそうな男性を見逃している可能性があります。つまり再現率を見ると、男性から女性への評価は 0.9。一方で、女性から男性への再現率評価は 0.2 まで減少するという結果が出ています。これにはどういった解決案があるでしょうか。

解決案

前述のコンポーネントに沿って考えると、候補生成を工夫する必要がありそうです。例えば、女性に対してレコメンドする男性の数を増やすのはどうでしょうか。しかし、女性は閲覧する男性数が多くなってしまうため、UX の不具合が発生するかもしれません。まだ利用していない特徴量がいくつかあるので、ランキングモデルを改良することも考えられます。テキスト情報、画像情報といった、まだランキングのモデルに考慮されていない特徴量を加えて、モデル自身の予測性能を向上することで、女性が実際にコンタクトしそうな男性を見逃さないようなモデルを組み立てることができそうです。

推薦機会の不平等

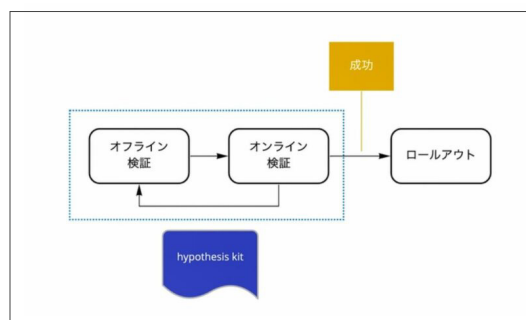
他にもレコメンデーションにおいて、一部のユーザーが推薦され過ぎているという分析結果があります。上記の通り、被推薦回数を極端に稼ぐ「スーパースター」が存在します。しかし、いわゆる人気を集め



る人を推薦し続けると、マッチングできないユーザーが出てくることになります。プラットフォームが、どれだけ不平等な被推薦体験になっているのかを計測するには、所得格差などでよく使われるジニ係数を使って算出します。この現象は他のマッチングアプリでも観察されているようです。例えば、台湾のオンラインデートアプリでは、ジニ係数は 0.75 程度であったと報告されています。最も不平等が高い状態が 1 であるので、被推薦回数の格差があったのではないかと考えられます。こうした課題は、どのように解決していけばいいのでしょうか。先ほどのコンポーネントに沿って考えると、被推薦回数を制限するなど、並び替えのコンポーネントの部分で工夫することもできます。しかしこれは、制限の回数をどれくらいにするのかという部分が難しく、上手く設定しないと、マッチングの数が減少してしまう懸念も考えられます。一方、ランキングモデルを工夫することも考えられます。例えば先ほど例に挙げた、台湾のオンラインデートアプリでは、Transferable utility というモデルを推薦に組み込み、不平等の緩和に成功したという事例があります。一部実験では、ジニ係数が 0.75 であったものが、0.6 まで減少したという報告があります。

検証とリリース

最後に、これらのアイデアをどのようにして進めているかについてご紹介します。現在は、オンライン検証とオフライン検証を行ないながら、ユーザーの反応を観察し、全ユーザーにロールアウトするかを決めています。オフライン検証で成功すれば、全ユーザーに適応するロールアウトのフェーズに進みます。ここでは、hypothesis kit というフォーマットを参考にしながら、仮説と結果をドキュメントとしてまとめ、ナレッジ化しています。具体的には、施策



の定量的、定性的背景、そして変更の内容です。何の数値を改善しようとしているのか、さらには、ビジネスにどのような影響があるのか、ということをもとめるためのフォーマットです。より良い推薦体験をユーザーに提供すべく、これらの解決施策の検討を進めています。

まとめ

本セッションでは「タプル」におけるレコメンドの機能と、現状の課題や取り組みについてご紹介しました。少子化問題やコロナ禍での外出自粛が求められる昨今の状況を鑑みると、マッチングアプリの社会的役割は、今後さらに拡大することが予想されます。そうした中で、良い出会いを生み出すプラットフォームを提供するために、今後もさまざまなチャレンジを続けたいと思います。

部署を超えて見つめる、機械学習基盤の未来

DTL



IT 業界では、現在も AI / 機械学習を活用したプロダクト開発に注目が集まっている。サイバーエージェントでは様々な事業で機械学習技術を活用したサービス開発が盛んに行われており、部署を跨いだ技術の共有・活用を狙った基盤技術の開発も活発だ。今回は、データ活用に関わる基盤技術開発を行う Data Tech Lab（以下 DTL）とグループ横断のインフラ技術組織である CyberAgent Group Infrastructure Unit（以下 CIU）の Dev Div でそれぞれ機械学習に関する基盤システムの開発に携わる二人のエンジニアに、開発にまつわる話を聞いた。



DTL

大内 裕晃 Hiroaki Ouchi

2019 年中途入社。グループ IT 推進本部 Data Tech Lab 所属。機械学習モデル管理基盤などの機械学習基盤の開発やサービスへの機械学習基盤導入支援などを担当。



CIU

漆田 瑞樹 Mizuki Urushida

2018 年新卒入社。グループ IT 推進本部 CIU Dev Division 所属。CIU のプライベートクラウドを生かしたサービスとして Kubeflow を用いた機械学習・推論基盤、Kubernetes のマネージドサービスの開発に従事。また、2021 年から開発と並行して機械学習基盤のプロジェクトマネジメントも務める。

機械学習モデル管理基盤「Etna」開発の裏側

CIU が開発する ML Platform では、DTL の大内さんが開発した機械学習モデル管理基盤である Etna が採用されています。Etna はもともと ML Platform 向けに開発されたのでしょうか？

大内：いえ、元々 Etna の開発はメディアのデータ活用を支援する組織である Media Data Tech Studio（以下 MDTS）でメディア事業での活用を前提に開発をしていました。MDTS にはデータサイエンティストや機械学習エンジニアが所属しており、様々なサービスに対して推薦や検索、データ分析などのソリューションを提供しています。それぞれが担当サービスに対して機械学習技術での価値提供をする際に、どうしてもモデル開発が属人化してしまうという問題が出てきてしまいます。そのような問題を解決するべく、Etna を開発しました。

モデル開発の属人化という問題は、機械学習モデル開発のプロセスの中でなぜ生じてしまうのでしょうか。

大内：機械学習モデルを作成するまでの業務フローは、機械学習で解決したい問題に沿うようにデータ設計をするところから始まります。その後、そこからデータを抽出・整形し、機械学習アルゴリズムを選択して学習済みモデルを作成、最後に評価を行って当初設定した課題が達成されるかを確認するといった大まかな流れになっています。もし評価の結果が満足いくものでなかった場合には、データ設計を見直したり、データの量や前処理の方法、アルゴリズムを変更したりと試行錯誤的に開発を進めていきます。ここで、システムの安定化やモデルの品質を担保するためには試行錯誤の過程でどのようにデータを加工したのかというデータフローを管理することが重要になってきます。例えば学習済みモデルが意図しない挙動をし、その原因を調査する場合、

通常のソフトウェア開発ではソースコードの調査をするだけで十分ですが、機械学習の場合では学習に使ったコードやデータセットの調査も必要になります。さらにデータセットが何らかの処理によって得られたものであった場合、その処理内容に問題がなかったのかを調査する必要も出てきます。しかしこの試行錯誤は機械学習エンジニアが個人で行うことが多く、その管理方法はエンジニア毎、または開発チーム毎に異なります。これらの情報が適切に管理されていない場合に、モデル開発の属人化の問題が発生します。



Etna ではそのように属人化しがちな、機械学習モデル開発におけるデータフローの管理・可視化を解決するために開発された。

大内：はい。データフローの管理がされていないと、学習済みモデルの出力が期待するものでなかった時に、その原因が学習データなのか、学習コードなのか、または学習データを作るまでの過程にあるのか見当をつけにくくなります。また、新しいメンバーが開発に加わった際に、開発の全貌が把握しにくいといった問題も発生する可能性があります。

これらのデータフローは mlflow*1 のようなプラットフォームや既存のワークフローエンジンなどで管理可能ですが、「前処理に特定のバージョンを利用した学習済みモデルをデプロイしたい」や「自身の学習済みモデルで提供した特徴量が他モデルで利用されているかを把握したい」といった要求があり、既存のものでは困難であったため内製することを決めました。

*1 <https://mlflow.org>

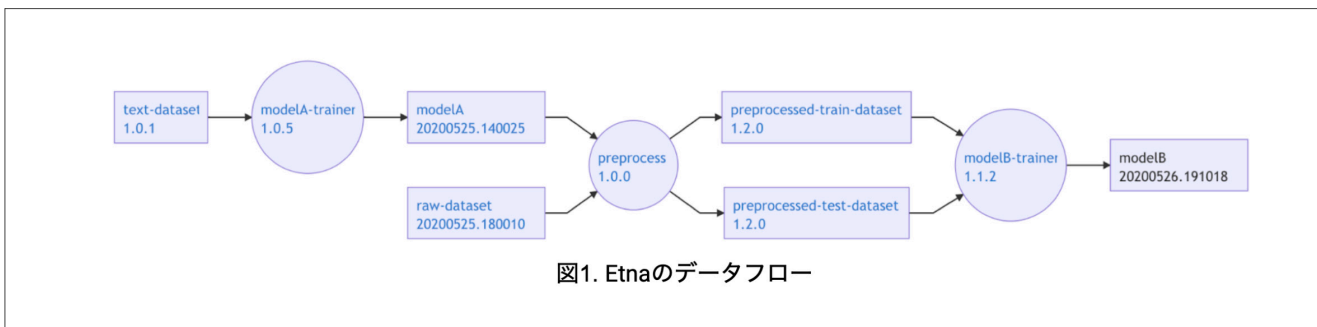


図1. Etnaのデータフロー

現在、どのようなサービスで Etna が導入されているのでしょうか。

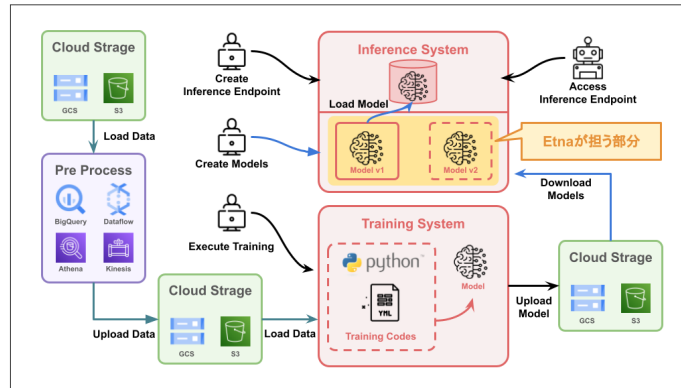
ABEMA の動画特徴量解析に利用するモデルや、Ameba ブログのスパム検出に使うモデルの管理、言語処理基盤に利用するキーワード辞書の管理など多岐に利用されています。

データフローの管理・整理を目的に導入したチームが多かったのですが、導入した副次的な効果として「インターンなどの新しいメンバーが加わった際にプロジェクトの全貌をデータフローを使って説明できて良かった」などのフィードバックがありました。

CIU の ML Platform に Etna を採用した理由

漆田さんは現在 CIU で ML Platform の開発兼 PjM を担当されています。こういった経緯で、ML Platform で Etna を採用するに至ったのでしょうか。

漆田：ML Platform には現在 2 つのサービスがあり、GPU 環境を提供する“GPUaaS”と学習・推論の実行基盤である“AI Platform”から成り立っています。Etna はこの AI Platform の推論機能で利用されています。ML Platform ではユーザーからモデルに関する情報（S3 などのパス、バージョン名、その他タグなど）を受け取り、そのモデルを Kubernetes 上にデプロイしてエンドポイントを払い出します。これらのモデル情報を構造的に格納するためのデータベースとして Etna を採用しています。



画像 2. ML Platform の全体像と Etna

大内：モデルをダウンロードする際にそのモデルが S3、GCS、その他の場所にあるのかによって問い合わせ方法が変わってしまうのですが、Etna を噛ませることで Etna 側でストレージの違いを吸収してくれるので ML Platform 側はモデルの場所を気にすることなく、Etna に問い合わせるだけで良くなるんです。

漆田：ユーザーがデータストアの場所を意識せずに使えるようになるというのは、大きな利点でしたね。世の中にはいくつかのモデルバージョンストアがありますが、Etna は利用方法や機能がシンプルでわかりやすく組み込みのイメージがすぐに湧いたのと、Kubernetes 上で 1 年間（当時）の運用実績があったため選択しました。また、Etna はマルチテナンシー機能を備えているのも良いですね。我々みたいな共通基盤を作る組織はプロダクトごとに環境を分離して提供する必要があるのでこの機能があるのは助かりました。

大内：Etna はもともと様々な部署で使われることを前提に設計しているので、CIU が希望する用途もカバーできていたのは、とても嬉しいですね。Etna を開発するにあたって設計はかなり悩みましたが、こういった形で他部署の要望も吸収できていたので、設計はうまくいったのだなと少し安心しています。



社内基盤同士ということで、開発連携上のメリットなどを感じた場面はありましたか？

漆田：社内で距離が近いからこそ、ちょっとした機能追加などを気軽にお願いできるのが良かったですね。ML Platform のメインユーザーは GCS を利用することが多いので、S3 に加えて GCS の URI にも対応できるようにお願いしたところ 1 週間ほどで対応されていてとても進めやすかったのを覚えています。

大内：今回の Etna と ML Platform のように、社内の異なる部署で開発された基盤が、「コラボレーションによって事業貢献できる共通基盤」として成長していく、という一つの事例になると嬉しいですね。

Etna と ML Platform、そして「機械学習基盤の未来」

それぞれの製品の今後の展望などがあれば、ぜひ聞かせてください!

大内: Etna に関して言えば、今後は Etna 単体での取り組みではなく、もう少しスコープを広げて MLOps 基盤全体と Etna をうまく連携させたいと考えています。Etna を利用することでモデルのバージョン管理はもちろん、そのモデルがどのバージョンの学習データを使ったのか、関連する機械学習モデルのバージョンは何であるのかといったメタデータを管理することが可能になります。こういったメタデータは現在のところユーザーに登録してもらっているのですが、MLOps 基盤の実験環境やデータ基盤と連携することでこれらのメタデータを自動的に抽出し、ユーザーの負荷低下が見込めます。また運用の観点からも、モデル自体と学習データを紐づけて管理しているので、サービングしたモデルに与えられる実際の入力と、学習時のデータの入力の分布を比較することで、データドリフト^{*2}の検知にメタデータが利用できます。これによってモデルの品質低下、ひいては機械学習システムの品質低下の防止に役立てることができると思っています。

^{*2} モデル学習時からのデータ分布の変化に伴ってモデルの性能が低下してしまうこと



漆田: ML Platform でも Etna と同じように連携に重点を置いていて、特に本基盤内の各サービス間連携に力を入れていく予定です。先程紹介した通り AI Platform には学習と推論の機能があるのですが、現状それぞれ独立したものになっています。このままではモデルを学習してからデプロイするまでの作業が面倒になってしまうので、このフローを一連の作業として実現するためにパイプライン機能の実装を考えています。このあたりは Etna にも近い機能があったと思うのでそれを使うかアイデアをいただくなどして今後もやりとりを続けていきたいです。また、パブリッククラウドからでも連携できるように AI Platform を扱う Python ライブラリの用意なども考えています。

機械学習のプロジェクトは、機械学習モデルの作成にスポットが当たりがちですが、同時にそれを支える機械学習システム全体を効果的に開発・配置し、洗練させていくことも非常に重要だと言われますよね。お二人のコメントから、機械学習プロジェクト全体を支える基盤として、それぞれの製品を成長させていきたいという思いを感じます。

漆田: 私の所属する CIU は社内向けプライベートクラウドの開発・運用も行っており、サイバーエージェントグループをインフラ技術を軸に支えるというミッションがあります。ML Platform もそのミッションを意識し、インフラとして GPU リソースの増強も常に考えています。モデルの学習に必要な計算リソースは時間が経つにつれて非常に膨大になっています。そして AI を導入しようとする社内プロダクトも次々と増えており、そういった点でも GPU の需要は増えています。オンプレはコスト、リソース量、最新 GPU 導入速度の観点から優位性があるため社内の ML 系開発者の方々が不便しないようにソフトウェア・ハードウェア共に基盤を整えていきたいですね。

大内: 私が所属する DTL に関しては、機械学習に関わる「似たようなタスクを自動化する」という目標があります。機械学習モデルで達成したい目標は開発プロジェクトごとによって変わってきますが、作成した機械学習モデルをバージョン管理することはどのようなプロジェクトであっても必要になりますし、こういった似たようなタスクを基盤で吸収することで、機械学習エンジニアの負荷を下げていきたいです。更に発展させて、運用に必要なメタデータを自動で取得・管理し、適切にユーザーにフィードバックすることで機械学習システム全体の品質を担保できるような基盤として Etna が利用できるようにしていきたいですね。

今後の両製品の成長に期待しています。ありがとうございました!

新卒2年目データサイエンティストが向き合う、「データ活用による事業貢献」とは。

DSC

技術本部 / Data Science Center
データサイエンティスト

山田 瑠奈

新卒2年目データサイエンティストが向き合う、「データ活用による事業貢献」とは。

サイバーエージェントのメディア事業における「DSC (Data Science Center)」では、各メディアサービスのデータの利活用を推進、支援しています。今回は2021年に新卒で入社し、DSC配属2年目になる、データサイエンティストの山田瑠奈に、同組織の先輩社員である武内慎が、メディア事業におけるデータ利活用の魅力について聞きました。



interviewee

メディア / DSC

山田 瑠奈 Runa Yamada

2021年に新卒入社。データサイエンティストとして Ameba ブログのユーザーおよびコンテンツの分析・推薦システムの改善などを担当。



interviewer

メディア / DSC

武内 慎 Makoto Takeuchi

2015年に中途入社。広告におけるDMPコンサルティングに従事した後、現在は音楽ストリーミングサービス AWA 等のメディアサービスのデータ分析を担当。

学生時代とのギャップに苦しみながらも成長した、新卒1年目

武内：山田さんは新卒入社して1年目からデータサイエンティストとして業務に取り組み、担当する事業部で新人賞を受賞されるなど活躍していますよね。まだ2年目になったばかりではありますが、印象に残っている仕事などがあれば教えてください。

山田：私は Ameba ブログにてレコメンドシステムの開発・改善を行っています。印象的だった仕事はいくつかありますが、最も記憶に残っているのは、レコメンドチームに入って程なくして行った「効果検証フローの改善」です。

サービスを改善するために何か新しい施策を導入する際は、A/Bテストを行ないその結果をもとに導入の意思決定をするのが一般的です。Ameba ブログレコメンドでも同様に A/B テストを用いた効果検証を行っていました。しかし、以前までの検証方法では正しく効果を測れていないことがわかり、いくつかの改善に取り組みました。機械学習モデルの予測精度などのオフラインの指標を評価するのではなく、実際のビジネス KPI をどう正しく評価すればいいのかという点は、学生の頃にはあまり考えることがなかったので、とてもギャップを感じて苦しんでいたのを覚えています。



武内：推薦問題における機械学習モデルでは、よくクリックなどのユーザーの直接の反応を予測しますが、これはあくまで推薦精度を改善する取り組みであって、それがユーザー体験の向上につながるかは自明じゃないですからね。推薦精度の改善がその先のビジネス KPI までどう影響しているかを知ることは、難しいですが重要な問題です。

山田さんは、ギャップをどう乗り越えたんでしょうか。

山田：オンライン検証 (A/B テスト) は、ユーザーのサンプリングに偏りが出まったり、プラットフォームでバグが起きてしまったりと、そもそも正確にテストを行うことが、簡単そうに見えて難しいです。そこでその難易度を乗り越えるためには、「どれだけバイアスに気づけるか」が鍵となります。そこで私は、以前はなかった A/B テスト土台を作るために改善フローを導入し、誰でもより正確に効果が検証できるような仕組み作りに取り組みました。

学生時代に得た専門性が、今の業務にも繋がっている

武内：ちなみに山田さんは学生時代、なにを専門に研究されていたんですか？

山田：学生時代は、感性工学の研究をしていました。感性工学とは人の気持ちや感じ方を科学的に捉え定量化することで、プロダクトやサービスに活用していく学問です。科学的に捉える手法は様々であり、主に心理学、脳科学、認知科学などの分野で研究が行われています。中でも私は自然言語処理技術を使って、SNS や商品レビューといった Web 上のテキストから感性メトリック（感性のものさし）を自動構築するという研究^{*1}をしていました。

^{*1} R Yamada, S Hashimoto, N Nagata, Extracting kansei evaluation index using time seriestext data: Examining universality and temporality in HCI International 2020

武内：今の仕事と関係していると感じる部分はありますか？

山田：現在私は Ameba ブログの分析および開発を担当していますが、「どうすればユーザーにより『良い』価値を提供できるのか」を考えながら日々サービスの改善をしています。一方、感性工学は「人がどう感じるのか？」という部分に焦点を当てた研究です。「ユーザーに寄り添う」という点で、感性工学は日々の業務にとっても関係していると思います。

また、Ameba ブログは国内最大規模のブログサービスなので、たくさんのテキストデータを持っています。テキスト情報を用いたサービス改善なども行っているの、研究を通して得た知識を活かせる場面も多いです。



武内： 学生時代の専門性の活かしどころを今の業務に見いだしているのは、とても良いですね。入社してサイバーエージェントのメディア事業での業務を経験してみて、特に面白いと思うことがあれば聞きたいです。

山田：DSC では「Ameba ブログ」はもちろんですが、他にも「ABEMA」や「タッフル」「AWA」などのサイバーエージェントの様々なメディアサービスのデータを利活用しています。各サービスが持っている多種多様な課題、反対に共通する課題に直面できるのは横軸組織ならではの面白さだと感じています。また、それぞれのサービスで蓄積している、ユーザーのリアルな行動データから浮かび上がる仮説に触れるのもとても刺激的ですね。

武内： 同感です。大学のような研究機関ではなかなか触ることが難しいデータですね。さらに、分析で得た発見をそのドメイン領域のエキスパートであるサービス側の人たちと分かち合うことができるのも、大学ではなかなかできない体験ですね。

入社後に向き合った、データサイエンティストとしての在り方

武内：サイバーエージェントに入社してから意識していたことや、成長できたと思うことはありますか。

山田：1年目は特にデータサイエンティストとしてサービスにどんな価値を提供できるのか、自分の強みとは何なのかをよく考えていました。入社前はただただ、「ユーザーファーストなサービスを作るためにデータ分析で貢献したい!」という思いでデータサイエンティストを目指していました。

しかし実際入社してからの現場で働く中で、ビジネス価値を生み出すことの重要性を知り、「私はこんな小さなインパクトしか作れていない」と卑下することもよくありました。



武内： 確かに、入社して実際の業務に入ると多少なりとも「出来ない自分」に悩むことはありますよね。でもサイバーエージェントの新卒メンバーは、思っている以上に自分を過小評価しているところはあるなと思っていて。もっと自信を持っていいよなと思うことも多いんだけど（笑）

山田：そうですね（笑）最近では、ビジネスインパクトを作ることはもちろんとても重要なのですが、サービスをよくするために結局はがむしゃらに頑張るしかないし、それでいいのかなと思ってたりもします。今は、インパクトの高いアウトプットを出すために正しいプロセスを踏めているのか、というところが重要だと感じています。

武内：2年目でその点を意識できているのはすごいなと。それが正しいプロセスかどうかを常に疑うことは重要ですね。我々は、データサイエンスでその根拠を示すことができるし、それによって、サービス全体に良い影響を与えることができると思います。

データサイエンティストとしての、これから

武内：山田さんが、今後チャレンジしたいと思っていることはありますか？

山田：今後やりたい仕事を考えてみましたが、今やっている Ameba ブログの改善がまだまだたくさんあるので引き続きやっていきたいです。現状に満足しているというよりは、今のペースで様々な経験を積んでいきたいなと考えています。

データサイエンティストとして、知識・技術が不足しているなとつくづく痛感しますが、サイバーエージェントにはたくさんの優秀なエンジニアがいるので日々勉強していきたいなと思っています。

武内： 山田さんの今後の活躍も、期待しています！



産学連携

Industry-academia collaboration



東北大学 大学院情報科学研究科 システム情報科学専攻 乾 健太郎研究室

NLP

クラウドソーシングに基づく日本語タスク指向型対話収集基盤の構築

近年のタスク指向型対話モデルは高い性能を有しているものの、その多くは学習時に大量の対話データを必要とします。そこで、高品質な対話データを容易かつ大量に収集するために、クラウドワーカー向け対話収集基盤の構築の研究を進めています。対話（チャット）インターフェースだけでなく、対話インストラクション生成機能や予約シミュレーター機能等も対話収集基盤に実装することで、より現実的で多様な対話データを収集することを目指しています。

東京都立大学 大学院システムデザイン研究科情報科学域 小町 守研究室

NLP

音声入力に頑健な固有表現抽出

音声自動応答では音声認識誤りなどを含むノイズなテキストから予約などのタスク完了に必要な情報を抽出する必要があります。その問題に対して、対話の状態を考慮することで頑健に情報を抽出する研究を行っています。

外部知識を用いたエンティティ辞書の自動拡張

音声自動応答ではユーザーの発話から地名などのエンティティを抽出しますが、その発話パターンは多岐に渡ります。それらを人手で事前に準備することは難しく、外部知識を用いることで自動で網羅することを目指しています。

名古屋工業大学 大学院工学専攻 李晃伸研究室

音声

リアルタイム発話区間検出・終話判定

自動応答システムでは雑音が含まれる音響信号の中から人の音声を正確に認識する必要があります。そこで、音声認識の前処理として、人が話している区間や話し終わりのタイミングをリアルタイムで予測する研究を行なっています。

音声を用いたユーザー特性の分類

自動応答システムでは、年齢やシステムの習熟度等によって適切な bot のシナリオが異なることが経験的に知られています。そこで、システムが随時最適なシナリオを選択するために、ユーザーの特性を音声を用いて分類する研究を行っています。

AI 事業本部 / 極予測TD

東京工業大学 科学技術創成研究院 奥村・船越研究室

NLP

効果の出せる広告テキストの自動生成

自然言語処理技術を用いた研究開発を行い、「AI で効果の出せる広告テキストを自動生成する『極予測 TD』」へモデルを応用し、実サービスとして拡大中です。学術的には「広告効果を報酬とした強化学習に基づく広告文の自動生成」に関する論文を発表し、直近では共著論文が国際会議 NAACL に採択されるなど、幅広い実績を重ねています。

AI 事業本部 / 極予測AI

東京工業大学 情報理工学院 情報工学系 知能情報コース 岡崎 直観研究室

NLP

広告コピー自動生成モデルの構築

配信実績と紐づく大量の広告クリエイティブデータから、広告効果と相関性のあるコピー表現の発見や、新しい訴求ポイントの提案を行っています。本研究で得られた結果を、コピーの制作支援や広告コピー自動生成システムの開発などに応用することで、コピーライターやデザイナーの制作時間の削減だけでなく、ユーザー毎に最適化された広告クリエイティブや、従来あまり用いられなかった新しいコピー表現を用いたクリエイティブの提供を目指しています。

AI 事業本部 / AICG、CHP

早稲田大学 大学院先進理工学研究科 物理学及応用物理学専攻 森島 繁生研究室

CG

2D 画像から 3DCG モデルを生成する技術 2D 画像からの属性転写の研究

広告に活用できるフォトリアリスティックな人物 CG モデルの量産化を目指し、研究に取り組んでいます。

属性転写の研究では、人が感じ取る性格や雰囲気・印象などの要素を抽出し、各要素を対象の 3DCG へ付与を行いました。共同研究の結果、企業やブランド毎に適したオリジナル AI モデルを生成する「極予測 AI 人間」や著名人の公式 3DCG モデルを制作しキャストイングをする「Digital Twin Label」をリリースし、サービス拡大中です。

AI 事業本部 / AI Lab

早稲田大学 理工学術院 情報理工学科 シモセラ・エドガー研究室

CV

グラフィックデザインの自動レイアウト生成

広告バナー画像などのグラフィックデザインでは、テキスト・写真・イラストなどを配置して、見る人にメッセージを伝えます。デザイナーは伝えたい内容を元に各要素を適切な大きさと並べますが、本研究ではこうしたグラフィックデザインに関する意思決定プロセスを自動化する機械学習・数理最適化モデルの研究を進めています。研究成果は「ACMMM 2021」や「Pacific Graphics」に採択され、より応用を見据えて手法開発を目指しています。

産業技術総合研究所 人間情報インタラクション研究部門 メディアインタラクション研究グループ

音声

音響情報を活用した広告の効果予測と制作支援

近年の動画広告市場の拡大に伴い、動画コンテンツの認識技術を通じて広告効果の高い動画コンテンツの効率的な制作が重要となってきています。動画コンテンツを適切に認識する上では、映像情報に加えて音響情報も重要な要素となります。この研究プロジェクトでは、音響情報に基づく広告効果の予測技術を研究開発し、さらにその技術を活用して効果的な広告の制作を支援する技術も研究開発します。

AI 事業本部 / 極予測 AI

九州大学 大学院 システム情報科学研究院 情報知能工学部門 実世界ロボティクス講座 内田 誠一研究室

CV

広告クリエイティブ内コピーの、効果の良いフォントとスタイルのレコメンド

インターネット上で配信している広告バナーには訴求のためにコピーが含まれています。効果の高い広告クリエイティブを制作するためにはコピーのデザインが重要ですが、その認識は難易度が高いものとなっています。

本研究はフォントデザインの認識や効果の良いテキストスタイルのレコメンドに関するものであり、実際に「ICCV2021」ではフォントデザインの描画に関する情報の抽出手法を開発・提案しています。

国立情報学研究所 コンテンツ科学研究系 佐藤 真一先生

CV

外部知識を考慮した広告クリエイティブ効果予測

コンテンツをユーザの興味に合わせて配信するには、過去の配信データだけでなく、コンテンツに関する詳細情報をいかに活用するかが重要です。

本研究では、知識グラフを用いたグラフニューラルネットワークに着目し、広告に限らず、様々なオープンデータを使って技術的課題の探索、改善手法の開発を進めています。

既に「SIGIR 2021」や「CVPR 2022」などの国際トップカンファレンスに論文が採択されるなど着実に成果をあげています。

大阪大学 大学院基礎工学研究科 石黒 浩研究室

HCI

ロボットを含めた対話エージェントの実現に向けた基礎技術の確立及び、人の持つ対話能力に関する科学的な知見の獲得

自律的な接客対話エージェントや遠隔操作ロボットを用いた遠隔接客、ユーザの行動を変えるインタラクションについての技術開発を行っています。ホテルや商業施設、ECサイトなどユーザに接してもらえる実際のフィールドでの実証実験を通して、人々のリアルな反応やフィードバックから、ヒトが信頼したくなる・ヒトが行動を変えてしまうインタラクションの本質的な要素について研究しています。

日本大学 文理学部 情報科学科 大澤 正彦研究室

HCI

Human-Agent Interaction における認知的不協和の解消を用いたユーザの行動変容

ユーザがエージェントに意図や意思を感じているインタラクションにおいて、「認知的不協和を解消しようとする人の特性」と、「人に対話エージェントの意図や欲求を認知させる技術」を組み合わせた、人の行動を促すインタラクションの実現に取り組んでいます。「人間と信頼関係を築き、人の行動を変えられるインタラクションモデル」を、幅広い産業に適用可能な汎用的技術として作り上げることを目指しています。

Yale 大学 / 半熟仮想株式会社 成田 悠輔氏

経済

広告によるユーザー体験やブランド体験への影響の因果関係の推定

経済学による実サービスにおける効果の推定や、その効果を最大化させるような AI 技術の開発と実プロダクトへの応用を行っています。現在は成田氏が創業した、データや数学、アルゴリズムを用いたビジネスや政策のデザインを強みとする半熟仮想株式会社と 2020 年 8 月から業務提携をする形でさらに連携を深めており、広告に限らず小売・行政など幅広い分野での研究を進めています。

慶應義塾大学 大学院経済学研究科 星野 崇宏教授

経済

広告配信や効果検証技術の研究開発

行動経済学を用いた行政分野における行動変容に関する実証実験の実施や、広告・クーポンなどの施策におけるマーケティングリサーチの観点からの実証研究を進めています。また 2020 年度には、AI Lab 経済学チームと慶應義塾大学星野崇宏教授・理化学研究所 AIP 経済経営情報融合分析チームリーダーが共同で実施した「新型コロナウイルス感染症の予防行動へのナッジの効果」に関する研究をまとめたディスカッション・ペーパーを公開しています。

東京大学 マーケットデザインセンター 小島 武仁氏 鎌田 雄一郎氏

経済

自治体の利用調整ルールの改善やマッチングアルゴリズムの開発

マーケットデザインが応用可能な様々な社会的課題に対してアプローチを行っており、保育所の入所選考や医療資源の配分の最適化などを旨とし、自治体や中央省庁と連携を行い、実データを用いた課題の数理的定式化・理論的分析・アルゴリズムの開発および、実証実験を実施しています。共同研究の結果、多摩市においてより保育所の希望の申告が容易になるような利用調整ルールの変更が実現しています。

AI 事業本部 / 極予測AI

東京大学 大学院情報理工学系研究科 中山 英樹研究室

CV

画像と言語のインタラクションに着目したクリエイティブ制作のための研究

インターネット広告ではバナー画像 / 動画、コピーテキストや音声など様々なメディアを組み合わせ効果的な表現を作り上げます。高度なデザイン制作に取り組むデザイナーの能力を拡張するため、バナー画像のコンテンツを反映した新しいコピーの自動制作や、言語を用いた画像編集支援技術の開発を目指しています。

メディア / MDTS

国立情報学研究所 情報学プリンシパル研究系 武田 英明 研究室

ELSI

データ利活用における利用主体と利用目的に応じた社会的受容性

多様なデータが多様な目的・主体で利用されるデータ利活用社会において、どのような様相であれば社会的に受け入れ可能であるかを知ることは重要な課題である。本研究ではそのようなデータ利活用の社会的受容性について調査・分析を行う。

東京大学 大学院工学系研究科システム創成学専攻 鳥海不二夫 研究室

計算社会科学

ユーザ行動理解のためのデータマイニング手法の開発

ユーザ行動理解とそれに基づいたサービス内外への影響分析手法を開発する。

具体的には 1) Ameba ブログにおける情報空間の健全化を目的として、閲覧者が情報的健康を実現できるようなプラットフォーム支援手法を開発; 2) ピグパーティにおいて規約に違反するような行動を抑制する介入アプローチを実施・検証する。

立命館大学 情報理工学部 情報理工学科 小川祐樹 先生

計算社会科学

インターネットテレビにおけるニュースコンテンツが視聴者の政治知識・態度に与える影響

質問紙調査とユーザのコンテンツ視聴ログなどからインターネットテレビニュースが視聴者の政治知識や態度に与える影響を検証する

東洋大学 社会学部 社会心理学科 高史明 先生

計算社会科学

インターネットテレビの社会的影響力調査

インターネットテレビが提供するニュースコンテンツの社会的役割を知ることが目的として、ニュースコンテンツが利用者の政治知識・関心・態度に与える影響を調査する。

徳島大学 大学院社会産業理工学研究部 横谷謙次 研究室

計算社会科学

ヴァーチャルコミュニティの精神的健康増進効果についての研究

ヴァーチャルコミュニティの精神的健康増進効果は近年指摘されているが、大規模データでは確認されていない。本研究では、ピグパーティ上のコミュニティを分析することで精神的健康増進効果を検証する。

アウトプット実績 学会

Publication

Computing Strategies of American Football via Counterfactual Regret Minimization	AAAI 2022 Reinforcement Learning in Games WorkShop	国際
Yuki Shimano, Kenshi Abe, Atsushi Iwasaki, Kazunori Ohkawara (2022年)		
AI / AI Lab		
Costume vs. Wizard of Oz vs. Telepresence: How Social Presence Forms of Tele-operated Robots Influence Customer Behavior	HRI 2022	国際
Sichao Song, Jun Baba, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2022年)		
AI / AI Lab		
Robot-mediated Child-Elderly Interaction: A Pilot Study for Greeting Tasks in Nursery Schools	HRI 2022	国際
Junya Nakanishi, Sichao Song, Jun Baba, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2022年)		
AI / AI Lab		
Pick-me-up strategy for a self-recommendation agent: a pilot field experiment in a convenience store	HRI 2022	国際
Takuya Iwamoto, Jun Baba, Junya Nakanishi, Kotaro Nishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2022年)		
AI / AI Lab		
3D Head-Position Prediction in First-Person View by Considering Head Pose for Human-Robot Eye Contact	HRI 2022	国際
Yuki Tamaru, Yasunori Ozaki, Yuki Okafuji, Jun Baba, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa (2022年)		
AI / AI Lab		
Can an Empathetic Teleoperated Robot Be a Working Mate that Supports Operator's Mentality?	HRI 2022	国際
Tomomi Takahashi, Sichao Song, Jun Baba, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2022年)		
AI / AI Lab		
An Intelligent Color Recommendation Tool for Landing Page Design	IUI 2022	国際
Qianru Qiu, Mayu Otani, Yuki Iwazaki (2022年)		
AI / AI Lab		
Benign-Overfitting in Conditional Average Treatment Effect Prediction with Linear Regression	Workshop on the Theory of Overparameterized Machine Learning	国際
Masahiro Kato, Masaaki Imaizumi (2022年)		
AI / AI Lab		
Learning Causal Relationship from Conditional Moment Condition by Importance Weighting	ICLR 2022	国際
Masahiro Kato, Shota Yasui, Kenichiro McAlinn, Haruo Kakehi (2022年)		
AI / AI Lab		
Towards Resolving Propensity Contradiction in Offline Recommender Learning	IJCAI 2022	国際
Yuta Saito, Masahiro Nomura (2022年)		
AI / AI Lab		

Anytime Capacity Expansion in Medical Residency Match by Monte Carlo Tree Search	IJCAI 2022	国際
Kenshi Abe, Junpei Komiyama, Atsushi Iwasaki (2022 年)		
Corpus Construction for Semantic Interpretation of Tables in Materials Science Papers	SCIDOCA 2022	国際
Akihiko Kato, Syuhei Kondo and Hiroyuki Shindo (2022 年)		
Does Robustness on ImageNet Transfer to Downstream Tasks?	CVPR 2022	国際
Yutaro Yamada, Mayu Otani (2022 年)		
Optimal Correction Cost for Object Detection Evaluation	CVPR 2022	国際
Mayu Otani, Riku Togashi, Yuta Nakashima, Esa Rahtu, Janne Heikkila, Shin'ichi Satoh (2022 年)		
AxIoU: An Axiomatically Justified Measure for Video Moment Retrieval	CVPR 2022	国際
Riku Togashi, Mayu Otani, Yuta Nakashima, Esa Rahtu, Janne Heikkila, Tetsuya Sakai (2022 年)		
Benchmarking CMA-ES with Margin on the bbob-mixint Testbed	GECCO 2022 Workshop Black Box Optimization Benchmarking	国際
Ryoki Hamano, Shota Saito, Masahiro Nomura, Shinichi Shirakawa (2022 年)		
Thresholded Lasso Bandit	ICML 2022	国際
Kaito Ariu, Kenshi Abe, Alexandre Proutière (2022 年)		
Mutation-Driven Follow the Regularized Leader for Last-Iterate Convergence in Zero-Sum Games	UAI 2022	国際
Kenshi Abe, Mitsuki Sakamoto, Atushi Iwasaki (2022 年)		
Learning Classifiers under Delayed Feedback with a Time Window Assumption	KDD 2022	国際
Shota Yasui, Masahiro Kato (2022 年)		
Instructive Interaction to Redirect Customer Attention from Robot to Service	ROMAN 2022	国際
Jun Baba, Sichao Song, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2022 年)		
Matching Theory-based Recommender Systems in Online Dating	RecSys 2022	国際
Yoji Tomita, Riku Togashi, Daisuke Moriwaki (2022 年)		
Playful Recommendation: Sales Promotion that Robots Stimulate Pleasant Feelings instead of Product Explanation	IROS2022	国際
Takuya Iwamoto Jun Baba Junya Nakanishi Katsuya Hyodo Yuichiro Yoshikawa Hiroshi Ishiguro (2022 年)		

Service Robots in a Bakery Shop: A Field Study	IROS2022	国際
Sichao Song, Jun Baba, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2022 年)		
Playful Recommendation: Sales Promotion that Robots Stimulate Pleasant Feelings instead of Product Explanation	IEEE RA-L	国際
Takuya Iwamoto Jun Baba Junya Nakanishi Katsuya Hyodo Yuichiro Yoshikawa Hiroshi Ishiguro (2022 年)		
Rethinking Motion Representation: Residual Frames with 3D ConvNets	IEEE Transactions on Image Processing (TIP)	国際
Li Tao, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2022 年)		
An Improved Inter-intra Contrastive Learning Framework on Self-supervised Video Representation	IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology (TCSVT)	国際
Li Tao, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2022 年)		
Image Aesthetics Prediction Using Multiple Patches Preserving the Original Aspect Ratio of Contents	Multimedia Tools and Applications (MTAP)	国際
Lijie Wang, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2022 年)		
Multiobjective Tree-structured Parzen Estimator	Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)	国際
Yoshihiko Ozaki, Yuki Tanigaki, Shuhei Watanabe, Masahiro Nomura, Masaki Onishi (2022 年)		
Decoupling Speaker-Independent Emotions for Voice Conversion Via Source-Filter Networks	IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing	国際
Zhaojie Luo, Shoufeng Lin, Rui Liu, Jun Baba, Yuichiro Yoshikawa, Ishiguro Hiroshi (2022 年)		
Aspect-based Analysis of Advertising Appeals for Search Engine Advertising	NAACL2022 Industry track	国際
Soichiro Murakami, Peinan Zhang, Sho Hoshino, Hidetaka Kamigaito, Hiroya Takamura, Manabu Okumura (2022 年)		
CMA-ES with Margin: Lower-Bounding Marginal Probability for Mixed-Integer Black-Box Optimization	GECCO 2022	国際
Ryoki Hamano, Shota Saito, Masahiro Nomura, Shinichi Shirakawa (2022 年)		
Behavioral assessment of a humanoid robot when attracting pedestrians in a mall	International Journal of Social Robotics	国際
Yuki Okafuji, Yasunori Ozaki, Jun Baba, Junya Nakanishi, Kohei Ogawa, Yuichiro Yoshikawa, and Hiroshi Ishiguro (2022 年)		
Online-to-Offline Advertisements as Field Experiments	Japanese Economic Review	国内
Akira Matsui, Daisuke Moriwaki (2022 年)		
複数ロボットを用いた疑似的な人だかりによる通行人への集客効果の検証	HAI シンポジウム 2022	国内
天田 稷一朗, 岡藤 勇希, 松村 耕平, 馬場 惇, 中西 惇也 (2022 年)		

ロボットとインタラクションを行う通行人のエンゲージメントモデリング	HAI シンポジウム 2022	国内
坂口 太一, 岡藤 勇希, 松村 耕平, 馬場 惇, 中西 惇也 (2022 年)		
公共空間において恥ずかしさがロボットの利用に与える影響の調査	HAI シンポジウム 2022	国内
牧田 昌大, 岡藤 勇希, 松村 耕平, 馬場 惇, 中西 惇也 (2022 年)		
LP-to-Text: マルチモーダル広告文生成	言語処理学会第 28 回年次大会 (NLP2022)	国内
Soichiro Murakami, Sho Hoshino, Peinan Zhang, Hidetaka Kamigaito, Hiroya Takamura, Manabu Okumura (2022 年)		
文スタイル識別器による重みづけを用いた条件付き画像キャプション生成	言語処理学会第 28 回年次大会 (NLP2022)	国内
松田洋之 (東大), 大谷まゆ, 脇本宏平, 黒田和矢 (サイバーエージェント), 中山英樹 (東大) (2022 年)		
Mobile Targeting: Exploring the Role of Area Familiarity, Store Knowledge, and Promotional Incentives	Discussion Paper Series RIEB Kobe Univrsity	国内
Ryo Kato, Takahiro Hoshino, Daisuke Moriwaki, Shintaro Okazaki (2022 年)		
労働分野におけるオルタナティブデータの活用	日本労働研究雑誌	国内
Daisuke Moriwaki (2022 年)		
現在地への親近性がジオターゲティング広告の効率性に与える影響	JIMS	国内
Ryo Kato, Takahiro Hoshino, Daisuke Moriwaki, Shintaro Okazaki (2022 年)		
Mobile Targeting: Exploring the Role of Area Familiarity, Store Knowledge, and Promotional Incentives	JIMS	国内
Ryo Kato, Takahiro Hoshino, Daisuke Moriwaki, Shintaro Okazaki (2022 年)		
広告文自動生成に関する最近の研究動向	JSAI2022	国内
村上 聡一郎, 星野 翔, 張 培楠 (2022 年)		
Towards Universal Multi-Modal Layout Models	MIRU2022	国内
Naoto Inoue, Kotaro Kikuchi, Edgar Simo-Serra, Mayu Otani, Kota Yamaguchi (2022 年)		
Learnable Private-Shared Latent Spaces of Complementary Modalities via VQ-VAE	MIRU2022	国内
Antonio Tejero-de-Pablos (2022 年)		
広告画像表現の事前学習	MIRU2022	国内
鈴木 智之, 山口 光太 (2022 年)		
モバイル Web ページの構造的な色付け	MIRU2022	国内
菊池康太郎, 井上直人, 大谷まゆ, シモセラエドガー, 山口光太 (2022 年)		

<p>深層学習のハイパパラメータ最適化における Nelder-Mead 法の初期値評価</p> <p>竹長, 渡邊, 野村, 尾崎, 大西, 波部 (2022 年)</p>	PRMU	国内
<p>コロナと位置情報</p> <p>森脇大輔 (2022 年)</p>	行動経済学会	国内
<p>行政データを活用した統計作成</p> <p>森脇大輔 (2022 年)</p>	日本経済学会	国内
<p>ありがた迷惑なルール</p> <p>Yoshihiro Takenami (2022 年)</p>	日本経済学会	国内
<p>広告ランディングページにおける配色推薦</p> <p>邱 倩如, 大谷 まゆ, 岩崎 祐貴 (2022 年)</p>	情報処理学会コンピュータグラフィックスとビジュアル情報学研究会	国内
<p>Model Specification Test in Individual Treatment Effect Estimation</p> <p>Masahiro Kato (2021 年)</p>	AEA Annual Meeting 2021	国際
<p>The Laughing Machine: Predicting Humor in Video</p> <p>Yuta Kayatani, Zekun Yang, Mayu Otani, Noa Garcia, Chenhui Chu, Yuta Nakashima, Haruo Takemura (2021 年)</p>	WACV 2021	国際
<p>Evaluating Initialization of Nelder-Mead Method for Hyperparameter Optimization in Deep Learning</p> <p>S. Takenaga, S. Watanabe, M. Nomura, Y. Ozaki, M. Onishi, H. Habe (2021 年)</p>	ICPR2020	国際
<p>Smart Speaker vs. Social Robot in a Case of Hotel Room</p> <p>Junya Nakanishi, Jun Baba, Itaru Kuramoto, Kohei Ogawa, Yuichiro Yoshikawa, Hroshi Ishiguro (2021 年)</p>	IROS2020	国際
<p>Warm Starting CMA-ES for Hyperparameter Optimization</p> <p>Masahiro Nomura*, Shuhei Watanabe*, Youhei Akimoto, Yoshihiko Ozaki, Masaki Onishi (* equally contributed) (2021 年)</p>	AAAI2021	国際
<p>Alleviating Cold-Start Problems in Recommendation through Pseudo-Labeling over Knowledge Graph</p> <p>Riku Togashi, Mayu Otani, Sin'ichi Satoh (2021 年)</p>	WSDM 2021	国際
<p>Online-to-Offline Advertisements as Field Experiments</p> <p>Matsui Akira, Daisuke Moriwaki (2021 年)</p>	International Workshop for Lab and Field Experiments	国際
<p>Density Ratio Based Personalised Ranking from Implicit Feedback</p> <p>Riku Togashi, Masahiro Kato, Mayu Otani, Sin'ichi Satoh (2021 年)</p>	WWW2021	国際

Off-Policy Exploitability-Evaluation in Two-Player Zero-Sum Markov Games	AAMAS 2021	国際
Kenshi Abe, Kaneko Yusuke (2021年)		
Teleoperated Robot Sells Toothbrush in a Shopping Mall: A Field Study	CHI2021	国際
Sichao Song, Jun Baba, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2021年)		
Smartphone- and Smartwatch-acquired Daily Steps, Activity, and Barometric Pressures Associated with Subjective Measures of Rheumatoid Arthritis: a Prospective Study for RA Digital Phenotyping	eular2021	国際
K. Izumi, D. Moriwaki, T. Toda, M. Higashida-Konishi, M. Koyama, H. Oshima, Y. Okano, Y. Kaneko, S. Ko, T. Takeuchi (2021年)		
An Empirical Study of Generating Texts for Search-Engine Advertising	NAACL 2021	国際
Hidetaka Kamigaito*, Peinan Zhang*, Hiroya Takamura, Manabu Okumura (* equal contribution) (2021年)		
Scalable Personalised Item Ranking through Parametric Density Estimation	SIGIR2021	国際
Riku Togashi, Masahiro Kato, Mayu Otani, Tetsuya Sakai, Sin'ichi Satoh (2021年)		
Non-negative Bregman Divergence Minimization for Deep Direct Density Ratio Estimation	ICML2021	国際
Masahiro Kato, Takeshi Teshima (2021年)		
Adaptive Doubly Robust Estimator	ICML2021	国際
Masahiro Kato, Shota Yasui, Kenichiro McAlinn (2021年)		
Aggregate Learning for Mixed-Frequency Data	KDD2021 milets	国際
Takamichi Toda, Daisuke Moriwaki, Kazuhiro Ota (2021年)		
Attending Self-Attention: A Case Study of Visually Grounded Supervision in Vision-and-Language Transformers	ACL SRW 2021	国際
Jules Samaran, Noa Garcia, Mayu Otani, Chenhui Chu, Yuta Nakashima (2021年)		
Exploring Possibilities of Social Robot' s Interactive Services in a Case of a Hotel Room	RO-MAN 2021	国際
Junya Nakanishi, Tomohisa Hazama, Jun Baba, Song Sichao, Yuichiro Yoshikawa, and Hiroshi Ishiguro (2021年)		
Behavioral Changes in Passersby by Expanding Embodiment of a Calling Robot	RO-MAN 2021	国際
Joichiro Amada, Yuki Okafuji, Takahiro Wada, Jun Baba, Junya Nakanishi and Yuichiro Yoshikawa (2021年)		
POP Cart: Product Recommendation System by an Agent on a Shopping Cart	RO-MAN 2021	国際
Ryosuke Takada, Kenya Hoshimure, Takuya Iwamoto and Jun Baba (2021年)		
Debiased Off-Policy Evaluation for Recommendation Systems	RecSys 2021	国際
Yusuke Narita, Shota Yasui, Kohei Yata (2021年)		

Persuasion Strategies for Social Robot to Keep Humans Accepting Daily Different Recommendations

IROS 2021 

Yuki Okafuji, Jun Baba, Junya Nakanishi, Joichiro Amada, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2021年)

AI / AI Lab

CanvasVAE: Learning to Generate Vector Graphic Documents

ICCV 2021 

Kota Yamaguchi (2021年)

AI / AI Lab

De-rendering Stylized Texts

ICCV 2021 

Wataru Shimoda, Daichi Harada, Seiichi Uchida, Kota Yamaguchi (2021年)

AI / AI Lab

Modeling Visual Containment for Web Page Layout Optimization

Pacific Graphics 2021 

Kotaro Kikuchi, Edgar Simo-Serra, Mayu Otani, Kota Yamaguchi (2021年)

AI / AI Lab

Constrained Graphic Layout Generation via Latent Optimization

ACM Multimedia 2021 

Kotaro Kikuchi, Edgar Simo-Serra, Mayu Otani, Kota Yamaguchi (2021年)

AI / AI Lab

Efficient Hyperparameter Optimization under Multi-Source Covariate Shift

CIKM2021 

M. Nomura*, Y. Saito* (* equally contributed) (2021年)

AI / AI Lab

FAST: Fast Annotation system for Smart devices

EMNLP 2021 

Shunyo Kawamoto, Yu Sawai, Kohei Wakimoto, Peinan Zhang (2021年)

AI / AI Lab

The Effectiveness of Self-Recommending Agents in Advancing Purchase Behavior Steps in Retail Marketing

HAI2021 

Takuya Iwamoto, Jun Baba, Junya Nakanishi, Daisuke Endo, Taishi Unokuchi, Kohtarō Nishi, Yuichiro Yoshikawa, and Hiroshi Ishiguro (2021年)

AI / AI Lab

Cyberbullying mitigation by a proxy persuasion of a chat member hijacked by a chatbot

HAI 2021 

Tomoyuki Ueda, Junya Nakanishi, Itaru Kuramoto, Jun Baba, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2021年)

AI / AI Lab

Edge-Level Explanations for Graph Neural Networks by Extending Explainability Methods for Convolutional Neural Networks

ISM 2021 

Tetsu Kasanishi, Xueting Wang and Toshihiko Yamasaki (2021年)

AI / AI Lab

Color-Grayscale-Pair Image Sentiment Dataset and Its Application to Sentiment-Driven Image Color Conversion

MMArt-ACM 2021
(in conjunction with ICMR 2021) 

Atsushi Takada, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2021年)

AI / AI Lab

Transferring Domain-Agnostic Knowledge in Video Question Answering

BMVC 2021 

Tianran Wu, Noa Garcia, Mayu Otani, Chenhui Chu, Yuta Nakashima, Haruo Takemura (2021年)

AI / AI Lab

Local vs Avatar Robot: Performance and Workload of Service Encounters in Public Space	Frontiers in Robotics and AI	国際
Jun Baba, Sichao Song, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2021年)		AI / AI Lab
Adaptive Doubly Robust Estimator	NeurIPS 2021	国際
Masahiro Kato, Shota Yasui, Kenichiro McAlinn (2021年)		AI / AI Lab
Team Optuna Developers' Method for Black-Box Optimization Challenge 2020	BBO Challenge (NeurIPS2020 Workshop)	国際
Masashi Shibata*, Toshihiko Yanase*, Hideaki Imamura+, Masahiro Nomura+, Takeru Ohta+, Shotaro Sano+, Hiroyuki Vincent Yamazaki+. (* and + contributed equally) (2021年)		AI / AI Lab
Learning Causal Relationship from Conditional Moment Condition by Importance Weighting	NeurIPS workshop on Machine Learning meets Econometrics	国際
Masahiro Kato, Shota Yasui, Kenichiro McAlinn, Haruo Kakehi (2021年)		AI / AI Lab
Mean Variance Efficient Reinforcement Learning	NeurIPS workshop on Deep Reinforcement Learning	国際
Masahiro Kato, Kei Nakagawa, Kenshi Abe, Tetsuro Morimura (2021年)		AI / AI Lab
A real-world implementation of unbiased lift-based bidding system	IEEE BigData	国際
Daisuke Moriwaki, Yuta hayakawa, isshu munemasa, yuta saito, akira matsui, masashi shibata (2021年)		AI / AI Lab
企業研究に特化したカンファレンス CCSE の報告	人工知能学会誌特集「企業における研究開発部門の役割と創出価値」	国内
岩本拓也, 木村俊也, 益子宗 (2021年)		AI / AI Lab
単語分散表現におけるフォントスタイル情報の利用	CVIM 2020	国内
原口 大地, 下田 和, 内田 誠一 (2021年)		AI / AI Lab
呼びかけロボットの身体性拡張による通行人の行動促進	HAI シンポジウム 2021	国内
天田穰一朗, 岡藤勇希, 和田隆広, 馬場惇, 中西惇也, 吉川雄一郎 (2021年)		AI / AI Lab
対話エージェントの相槌における態度表出に関する有効性の検証	HAI シンポジウム 2021	国内
片山晋, 馬場惇, 中西惇也, 吉川雄一郎 (2021年)		AI / AI Lab
身体のない音エージェントによる広告効果の検討	HAI シンポジウム 2021	国内
川島遼介, 曾野太一, 岩本拓也, 馬場惇, 遠藤大介, 大澤正彦 (2021年)		AI / AI Lab
購買行動において認知的不協和を顕在化し解消を促進する窓エージェントの提案と検討	HAI シンポジウム 2021	国内
福嶋稜, 八木拓真, 馬場惇, 岩本拓也, 遠藤大介, 大澤正彦 (2021年)		AI / AI Lab

複数の目標の話題に誘導する対話のための話題戦略並列実行アーキテクチャ	第 27 回ロボティクスシンポジア	国内
Hazama, Nakanishi, Baba, Yoshikawa, Ishiguro (2021年)		
いじめ場面を想定したキャッチボール課題における傍観行動の選択肢の導入効果	ヒューマンインタフェース 学会論文誌	国内
植田智之, 中西惇也, 伴碧, 倉本到, 馬場惇, 吉川雄一郎, 石黒浩 (2021年)		
商品主体推薦: 客が選んだ商品による他商品の推薦システム	JSAI 2021	国内
原拓也, 馬場惇, 岩本拓也 (2021年)		
GPT-2 の転移学習によるキーワードを考慮した広告文生成	JSAI 2021	国内
大曾根 宏幸, 張 培楠 (2021年)		
FAST スマートデバイス用の高速なアノテーションツール	JSAI 2021	国内
川本 峻頌, 澤井 悠, 張 培楠, 脇本 宏平 (2021年)		
A GAN Based Approach to Lip-Sync 2D Cartoon Animations without Requiring Raw Cartoon Dataset	CGVI 2021_06	国内
中本 光彦, 汪 雪婷, 山崎 俊彦 (2021年)		
Color2Vec: Learning Distributed Representation of Color Palette	MIRU2021	国内
Qianru QIU, Yuki IWAZAKI, Kota YAMAGUCHI (2021年)		
グラフィックデザインにおけるテキストに適したフォント推定	MIRU2021	国内
Wataru Shimoda, Daichi Harada, Seiichi Uchida, Kota Yamaguchi (2021年)		
Making Text Editable Again	MIRU2021	国内
Wataru Shimoda, Daichi Harada, Seiichi Uchida, Kota Yamaguchi (2021年)		
Exploring Knowledge Transferability between Vision-and-Language Tasks	MIRU2021	国内
Tianwei Chen, Noa Garcia, Mayu Otani, Chenhui Chu, Yuta Nakashima and Hajime Nagahara (2021年)		
Class-Balanced Contrastive Pre-Training for Improving Long-Tailed Recognition	MIRU2021	国内
Shengzhou Yi, Li Tao, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2021年)		
An Improved Inter-intra Contrastive Framework for Self-supervised Video Representation Learning	MIRU2021	国内
Li Tao, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2021年)		
Better Temporal Representation for Unsupervised Video Summarization Based on Contrastive Self-Supervised Learning	MIRU2021	国内
Xianliang Zhang, Li Tao, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2021年)		

Style-Aware Image Recommendation for Brand Marketing on Social Media	MIRU2021	<input type="checkbox"/> 国内
Yiwei Zhang, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2021年)		AI / AI Lab
最適輸送理論による主観評価タスクを対象とした転移学習の親和性予測	MIRU2021	<input type="checkbox"/> 国内
島山智之, 汪雪テイ, 山崎俊彦 (2021年)		AI / AI Lab
画像と色から想起される情動の理解と画像色変換への応用	MIRU2021	<input type="checkbox"/> 国内
Atsushi Takada, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2021年)		AI / AI Lab
Edge-Level Explanations for Graph Neural Networks by Extending Explainability in Computer Vision Tasks	MIRU2021	<input type="checkbox"/> 国内
Tetsu Kasanishi, Xueting Wang, Toshihiko Yamasaki (2021年)		AI / AI Lab
反実仮想後悔最小化によるアメリカンフットボールにおけるオフENSE戦略の均衡推定	FIT 2021	<input type="checkbox"/> 国内
島野雄貴, 阿部拳之, 岩崎敦, 大河原一憲 (2021年)		AI / AI Lab
見間違えのある繰り返し囚人のジレンマにおける方策勾配法に関する研究	FIT 2021	<input type="checkbox"/> 国内
坂本充生, 阿部拳之, 岩崎敦 (2021年)		AI / AI Lab
訴求軸を考慮した広告文の作成支援に向けた訴求表現の抽出	NLP 若手の会 (YANS) 第 16 回シンポジウム (2021)	<input type="checkbox"/> 国内
村上聡一朗, 張培楠, 星野翔, 上垣外英剛, 高村大也, 奥村学 (2021年)		AI / AI Lab
The Role of Contextual Information in Best Arm Identification	統計関連学連合大会	<input type="checkbox"/> 国内
Masahiro Kato, Kaito Ariu (2021年)		AI / AI Lab
混合整数ブラックボックス最適化問題のための共分散行列適応進化戦略	進化計算学会	<input type="checkbox"/> 国内
濱野棕希, 斉藤翔汰, 野村将寛 (2021年)		AI / AI Lab
見間違えのある繰り返しゲームのための Actor-Critic 型強化学習	OR 学会 秋季研究発表会	<input type="checkbox"/> 国内
坂本充生, 阿部拳之, 岩崎敦 (2021年)		AI / AI Lab
Hierarchical Layout Optimization with Containment-aware Parameterization	VC2021	<input type="checkbox"/> 国内
Kotaro Kikuchi, Edgar Simo-Serra, Mayu Otani, Kota Yamaguchi (2021年)		AI / AI Lab
Exploring Latent Space for Constrained Layout Generation	VC2021	<input type="checkbox"/> 国内
Kotaro Kikuchi, Edgar Simo-Serra, Mayu Otani, Kota Yamaguchi (2021年)		AI / AI Lab
高精細な三次元顔モデル生成のためのメイクおよび照明の除去	VC + VCC 2021	<input type="checkbox"/> 国内
Xingchao Yang, Takafumi Taketomi, Vladlen Erium (2021年)		AI / AI Lab

Specular, Roughness, Normal を含めた 3DMM の構築と顔画像へのフィッティングの試み	VC + VCC 2021	国内
武富 貴史, 楊 興超 (2021年)		
Learning Causal Relationship from Conditional Moment Condition by Importance Weighting	日本経済学会	国内
Haruo Kakehi, Masahiro Kato, Shota Yasui, Kenichiro McAlinn (2021年)		
Japanese Named Entity Recognition from Automatic Speech Recognition Using Pre-trained Models	PACLIC 2022	国際
Seiichiro Kondo, Naoya Ueda, Teruaki Oka, Masakazu Sugiyama, Asahi Hentona, Mamoru Komachi (2022年)		
テキスト生成モデルを利用した対話型広告におけるシナリオ設計に有用なキーフレーズの抽出	言語処理学会第 28 回 年次大会 (NLP2022)	国内
戸田隆道, 友松祐太, 杉山雅和, 邊土名朝飛, 東佑樹, 下山翔 (2022年)		
単語の分散表現および音素列の類似性を考慮した単語アラインメントに基づく教師なし Entity Linking	言語処理学会第 28 回 年次大会 (NLP2022)	国内
邊土名 朝飛, 友松 祐太, 杉山 雅和, 戸田 隆道, 東 佑樹, 下山 翔 (2022年)		
事前学習モデルを用いた音声認識結果からの固有表現抽出	言語処理学会第 28 回 年次大会 (NLP2022)	国内
今藤 誠一郎, 上田 直生也, 岡 照晃, 杉山 雅和, 邊土名 朝飛, 小町 守 (2022年)		
クラウドソーシングに基づく日本語タスク指向型対話収集基盤の構築に向けて	JED2022	国内
邊土名朝飛, 友松祐太, 阿部香央莉, 佐々木翔大, 乾健太郎 (2022年)		
自動音声対話における音素情報を用いたリアルタイム End-of-Turn 判定	日本音響学会 2022 年 春季研究発表会	国内
池口弘尚, 李晃伸, 東佑樹, 下山翔, 戸田隆道 (2022年)		
提示候補とクエリの差分を用いたチャットボットの新規問い合わせ抽出手法	言語処理学会第 27 回年次大会 (NLP2021)	国内
戸田隆道, 友松祐太, 杉山雅和 (2021年)		
ユーザ発話と Entity の音声類似度を考慮した Entity Linking 手法の検討	JSAI 2022	国内
邊土名 朝飛, 戸田 隆道, 友松 祐太, 杉山 雅和, 東 佑樹, 下山 翔 (2021年)		
用例ベースチャットボットの運用自動化に向けた回答紐付け支援システム	JSAI 2022	国内
戸田 隆道, 友松 祐太, 杉山 雅和 (2021年)		
日本語音声認識誤り訂正のための擬似誤りデータ作成と評価	JSAI 2022	国内
杉山 雅和, 吉村 綾馬, 友松 祐太, 小町 守 (2021年)		

単語分散表現と音素列に基づく音声認識誤りに頑健な教師なし Entity linking	NLP 若手の会 (YANS) 第 16 回シンポジウム (2021)	国内
邊土名朝飛, 友松祐太, 杉山雅和, 戸田隆道, 東佑樹 (2021年)	AI / AI Shift	
自動音声対話におけるネガティブ感情認識のための転移学習の性能比較	第 12 回対話システム シンポジウム (2021)	国内
高井 幸輝, 李 晃伸, 戸田 隆道, 東 佑樹, 下山 翔 (2021年)	AI / AI Shift	
電話をインターフェースとした音声自動対話の取り組み	第 12 回対話システム シンポジウム (2021)	国内
戸田 隆道, 友松 祐太, 杉山 雅和, 邊土名 朝飛, 東 佑樹, 下山 翔 (2021年)	AI / AI Shift	
リターゲティング広告配信における不連続回帰を用いたリフト効果分析	JSAI 2022	国内
伊藤 寛武, 金子 雄祐 (2022 年)	AI / Dynalyst	
Online Social Support via Avatar Communication Buffers Harmful Effects of Offline Bullying Victimization	ICWSM-2022	国際
Masanori Takano, Kenji Yokotani (2022 年)	MDTS	
Impact of correcting misinformation on social disruption	PLOS ONE	国際
Ryusuke Iizuka, Fujio Toriumi, Mao Nishiguchi, Masanori Takano, Mitsuo Yoshida (2022 年)	MDTS	
Fancy avatar identification and behaviors in the virtual world: Preceding avatar customization and succeeding communication	Computers in Human Behavior Reports	国際
Masanori Takano, Fumiaki Taka (2022 年)	MDTS	
Effects of suspensions on offences and damage of suspended offenders and their peers on an online chat platform	Telematics and Informatics	国際
Kenji Yokotani, Masanori Takano (2022 年)	MDTS	
多属性態度モデルに基づく音楽サービスの業種に対するロイヤルティの分析	第 36 回人工知能学会全国大会	国内
森下 壮一郎, 武内 慎 (2022 年)	MDTS	
非テキストデータを利用したメタバース上の誘い出しユーザ検知	第 36 回人工知能学会全国大会	国内
西口 真央, 鳥海 不二夫, 高野 雅典 (2022 年)	MDTS	
アバターの社会リズムがそのユーザーの抑うつを示す	第 36 回人工知能学会全国大会	国内
横谷 謙次, 高野 雅典 (2022 年)	MDTS	
メディア利用が新型コロナウイルスのアクターへの認知に与える影響	第 36 回人工知能学会全国大会	国内
高野 雅典, 高 史明, 小川 祐樹, 森下 壮一郎 (2022 年)	MDTS	

データサイエンスの ELSI と研究倫理	電子情報通信学会総合大会	国内
森下 壮一郎 (2022 年)		MDTS
HTML 構造を補助情報として利用する日本語ブログ記事からの固有表現抽出	言語処理学会第 28 回年次大会 (NLP2022)	国内
植 壘, 数見 拓朗, 小泉 和之 (2022 年)		MDTS
医療における虚偽の内容を含むブログ記事の分析・対応策の検討	ビジネス・インフォマティクス研究会	国内
江間 勇希, 鳥海 不二夫, 高野 雅典 (2022 年)		MDTS
オンラインチャットのアカウント停止がアカウント停止者とその仲間の違反行為に及ぼす効果	情報処理学会 第 84 回全国大会	国内
横谷 謙次, 高野 雅典 (2022 年)		MDTS
差別的言動の急変動に対する個体数動力学モデルを用いた検討	第 1 回計算社会科学学会大会 (CSSJ2022)	国内
高野 雅典, 高 史明, 中里 研一 (2022 年)		MDTS
Predicting cyber offenders and victims and their offense and damage time from routine chat times and online social network activities	Computers in Human Behavior	国際
Kenji Yokotani, Masanori Takano (2021 年)		MDTS
Social rhythms measured via social media use for predicting psychiatric symptoms	APSIPA Transactions on Signal and Information Processing	国際
Kenji Yokotani, Masanori Takano (2021 年)		MDTS
Three clusters of content-audience associations in expression of racial prejudice while consuming online television news	PLOS ONE	国際
Masanori Takano, Fumiaki Taka, Soichiro Morishita, Tomosato Nishi, Yuki Ogawa (2021 年)		MDTS
Social acceptability of personal data utilization business according to data controllers and purposes	WebSci' 21	国際
Soichiro Morishita, Masanori Takano, Hideaki Takeda, Faiza Mahdaoui, Fumiaki Taka, Yuki Ogawa (2021 年)		MDTS
Effects of incidental brief exposure to news on news knowledge while scrolling through videos	IEEE Access	国際
Masanori Takano, Yuki Ogawa, Fumiaki Taka, Soichiro Morishita (2021 年)		MDTS
Differences in Victim Experiences by Gender/Sexual Minority Statuses in Japanese Virtual Communities	Journal of Community Psychology	国際
Kenji Yokotani, Masanori Takano (2021 年)		MDTS
Difference in communication systems explained by balance between edge and node activations	Journal of Physics: Complexity	国際
Masanori Takano, Kenichi Nakazato (2021 年)		MDTS

Social Contagion of Cyberbullying via Online Perpetrator and Victim Networks	Computers in Human Behavior	国際
Kenji Yokotani, Masanori Takano (2021年)		MDTS
ネットテレビのニュース番組に投稿される視聴者コメントの道徳性に基づく分析	人工知能学会論文誌, Vol. 36	国内
西 朋里, 小川 祐樹, 高 史明, 高野 雅典, 森下 壮一郎, 服部 宏充 (2021年)		MDTS
Racism and News on the Internet: An Example of Japanese Online Television	Featured Symposia on Asian Association of Social Psychology (AASP)	国際
Masanori Takano (2021年)		MDTS
データサイエンスの実践と法・倫理 ～ アバターコミュニティアプリを一例として ～	技術と社会・倫理研究会 (SITE)	国内
森下 壮一郎 (2021年)		MDTS
個人データ利活用の類型に応じた社会的受容性の質問紙調査	第 35 回人工知能学会全国大会	国内
森下 壮一郎, 高野 雅典, 武田 英明, 高 史明, 小川 祐樹 (2021年)		MDTS
ニュース動画のリニア配信とオンデマンド配信における利用スタイルの分析	第 35 回人工知能学会全国大会	国内
高野 雅典, 小川 祐樹, 高 史明, 森下 壮一郎 (2021年)		MDTS
Twitter におけるニュースツイートの閲覧と動画視聴の関連性	第 35 回人工知能学会全国大会	国内
小川 祐樹, 高野 雅典, 森下 壮一郎, 高 史明 (2021年)		MDTS
時刻変化するワークロードのための NoSQL スキーマのオフライン最適化	情報処理学会第 83 回全国大会	国内
涌田 悠佑, Michael Mior, 善明 晃由, 佐々木 勇和, 鬼塚 真 (2021年)		MDTS
構造化データの自動抽出に向けた変換処理フレームワークの提案	第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM)	国内
数見 拓朗, 白井 徳仁, 善明 晃由 (2021年)		MDTS
時刻変化するワークロードのための NoSQL スキーマの最適化	第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM)	国内
涌田 悠佑, Michael Mior, 善明 晃由, 佐々木 勇和, 鬼塚 真 (2021年)		MDTS
【技術報告】 データと処理の依存関係を整理する機械学習モデル管理基盤の紹介	第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM)	国内
大内 裕晃 (2021年)		MDTS

ユーザ発話と Entity の音声類似度を考慮した Entity Linking 手法の検討

邊土名 朝飛
Asahi Hentona

株式会社 AI Shift
ML Engineer
hentona.asahi@cyberagent.co.jp

戸田 隆道
Takamichi Toda

株式会社 AI Shift
ML Engineer
toda.takamichi@cyberagent.co.jp

keywords: Entity Linking, 音声言語処理, 音声対話システム

Summary

タスク指向型の音声対話システムは、前段で自動音声認識 (Automatic Speech Recognition; ASR) システムを用いてユーザ発話をテキスト化し、後段で Entity Linking を行う構成がとられていることが多いが、ASR システムの音声認識誤りの影響でユーザ発話と Entity 間の類似度を適切に計算することが難しい。本稿では、音声認識誤りに対するロバスト性を高めるために音声類似度を考慮し、各類似度計算手法との間で比較検証を行った。実験では、ASR 結果を使用する音素列ベースの手法と、音声データから直接特徴量を抽出して利用する音声特徴量ベースの手法を採用し、自社で運用している自動音声対話サービスの対話ログデータを用いて検証した。実験の結果、音素列ベースの手法はフィラーや無音区間の影響を受けにくく、音声特徴量ベースの手法の比較して高い性能を示した。また、音素列ベースの手法の中でも、N-gram+TF-IDF は最も性能が高く、Precision at 1 (P@1) 0.8977 を達成した。

1. はじめに

Entity Linking とは、テキスト中に含まれる Entity を認識し、知識ベース上の Entity と紐付けるタスクである。タスク指向型の音声対話システムにおいては、前段で自動音声認識 (Automatic Speech Recognition; ASR) システムを用いてユーザ発話をテキスト化し、後段の言語理解 (Natural Language Understanding; NLU) モジュールで Entity Linking を行う構成がとられていることが多い (図 1 参照)。

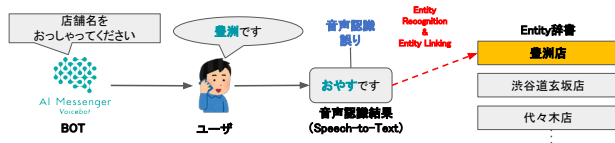


図 1 音声対話システムにおける Entity Linking

ASR システムを介した Entity Linking における課題の一つに、音声認識誤りが挙げられる。近年の汎用 ASR システムの音声認識性能は非常に高性能であるものの、依然としてドメイン固有の単語は誤認識しやすいという問題がある。特に実サービスにおいては、商品名や店舗名

といった、特定のクライアントでしか使用されない固有名詞を Entity Linking の対象として扱うことが多い。一般的な表層的、意味的類似度計算手法は、このような音声認識誤りを含んだテキストに対して脆弱であり、ユーザ発話と Entity 間の類似度を正しく計算することは難しい。

ドメイン固有の単語の認識性能を向上させるために、ドメインごとに ASR モデルを構築することで認識誤りを低減するアプローチも存在する [Zhao 18] が、ドメインごとに十分な量の学習データを用意することは大きな負担となる。また、環境音などのノイズや音質劣化、イントネーションの差異などの要因により、ASR の認識性能はさらに低下する恐れもある。

こうした音声認識誤りに対処するために、音声情報を用いるアプローチが研究されてきた。Entity Linking タスクにおいては、音素列を利用することで性能を向上させた研究 [Raghuvanshi 19] が存在する。また、Entity Linking タスク以外では、音素埋込表現を獲得して発話分類を行う手法 [Fang 20][Yenigalla 18] や、音声から直接固有表現抽出を行う End-to-End 手法 [Yadav 20] が提案されている。

本研究では、タスク指向型音声対話システムにおける Entity Linking の性能向上を目的として、音声類似度を考慮した類似度計算手法の比較検証を行う。実験では、ユー

ザ発話と知識ベース上の各 Entity との間で類似度を計算し、ユーザ発話と最も類似する Entity を紐付けることで Entity Linking を実現する。今回検証する類似度計算手法は、ASR 結果を使用する音素列ベースの手法と、ASR システムを使用せず、音声データから直接特徴量を抽出して利用する音声特徴量ベースの手法とを比較する。音素列ベースの手法として、編集距離（レーベンシュタイン距離）とセミグローバルアラインメント、N-gram+TF-IDF を採用する。また、音声データから音声特徴表現を獲得する方法として、wav2vec 2.0[Baevski 20] とメルスペクトログラムの 2 種類の手法を採用する。実験では、実際にサービスとして提供している音声対話システムの対話ログデータを使用し、各手法の Entity Linking の性能（Precision at 1, 3, 5）を比較する。

2. 関連研究

ASR の誤認識に対処するために、音声情報を用いる様々な手法が研究されてきた。Raghuvanshi らは、ASR の認識結果をデータベース上の人名と紐付けることを目的とした教師なし手法を提案した [Raghuvanshi 19]。この手法は、テキストと音素の類似度を利用することで、音声認識誤りに頑健な人名検索を行うことができる。

Entity Linking タスク以外では、発音の類似性を考慮するため、音素列から埋込表現を獲得する研究もある。Fang らは、音素の発音の類似性を考慮した音素埋込表現を学習する手法を提案し、獲得した音素埋込表現をニューラルネットワークモデルに入力として与えることで発話分類モデルの性能を改善できることを示した [Fang 20]。音素以外では、音声データの Mel spectrogram（メルスペクトログラム）を入力とした CNN ベースの感情分類手法が提案されている [Yenigalla 18]。また、Yadav らは、音声のスペクトル情報から直接固有表現を抽出する End-to-End 手法を提案している [Yadav 20]。

本研究では、音声の類似度を考慮するために、ASR 結果を使用する音素列と、音声データから直接特徴量を獲得するメルスペクトログラム、wav2vec 2.0[Baevski 20] を利用する。

3. 音声類似度計算手法

3.1 音素列ベースの手法

音声の類似性を考慮するために、音素情報を利用して Entity Linking を行う。音素情報は、ASR によって書き起こされたユーザ発話、および紐付け対象である Entity を、pyopenjtalk^{*1}を用いて音素列に変換したものを利用する。また、類似度計算手法として、編集距離（レーベンシュタイン距離）、セミグローバルアラインメント、N-gram+TF-IDF を採用する。

*1 <https://github.com/r9y9/pyopenjtalk>

§1 セミグローバルアラインメント

セミグローバルアラインメントとは、2つの配列（e.g. 音素列）間の要素を対応付けるものであり、一方の配列にもう一方の配列が含まれている場合に有効な手法である。本研究では、ユーザ発話の音素列中に Entity の音素列が内包されていると仮定してセミグローバルアラインメントを適用する。このとき、音素が一致した場合 1、不一致だった場合 -1 のスコアを付与して類似度を計算する。これにより、ユーザ発話中のフィラーや語尾などの余分な箇所を無視でき、Entity 間で部分一致している箇所が存在しても適切に類似度を計算することができると考えられる。

§2 N-gram+TF-IDF

N-gram+TF-IDF では、まずユーザ発話および Entity の音素列から音素 N-gram を作成する。各音素 N-gram の IDF スコアは、Entity 辞書内の各 Entity を 1 文書とみなして計算する。これにより、特定の Entity に出現する音素 N-gram の重要度を高めることができる。ユーザ発話と各 Entity 間の類似度は、各音素 N-gram の TF-IDF スコアを素性とした TF-IDF ベクトルを作成し、ベクトル間のコサイン類似度を計算することで得る。

また、本研究では、様々なパターンの音素 N-gram を作成することで、多様な音声認識誤りに対処することを試みる。実験では、 N を $2 \leq N \leq 10 (N \in \mathbb{Z})$ に設定した。

3.2 音声特徴量ベースの手法

本研究では、音声データから獲得した特徴表現（音声特徴表現）を利用する類似度計算手法を提案する。具体的には、音声特徴表現としてメルスペクトログラムおよび事前学習された wav2vec 2.0[Baevski 20] の transformer encoder 出力の 2 つを利用し、それぞれに対して評価を行う。

§1 Triplet Network

音声特徴表現を利用して Entity Linking を行う場合、シンプルな方法として音声特徴表現を入力とする Entity の分類問題を解くアプローチが考えられる。しかし、実サービスの運用において Entity は変動する可能性が高く、分類モデルを作ってしまった場合 Entity が変わる度にモデルを再学習しなければならない。そこで、損失関数に Triplet Loss を用いた Metric Learning に基づいた Neural Network を使用する。

Triplet Loss を使用した Neural Network のモデルは Triplet Network と呼ばれ、Hoffer ら [Hoffer 15] が画像検索の順位付けなどに利用できるとして提案され、現在ではレコメンドや質問応答など様々な分野で応用されている。Triplet Network の概略図を図 2 に示す。本稿では、Neural Network 部分は特徴抽出層として 2 層の 1D Convolution Network（フィルターサイズ 5）を、ヘッダー層として 2 層の FeedForward Network を加えたネットワークを採用する。ネットワークの概略図を図 3 に示す。

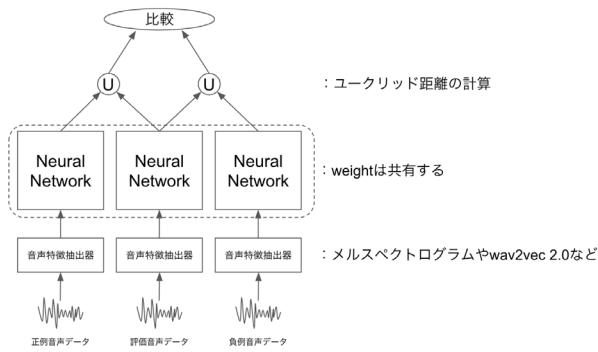


図2 Triplet Network の概略図

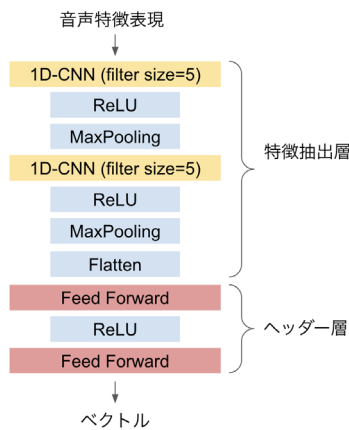


図3 Neural Network の概略図

Triplet Network は、基準となる評価音声データ (Anchor), Anchor と同じ内容を発話している正例音声データ (Positive), Anchor と異なる内容を発話している負例音声データ (Negative) の3つを1組として学習が行われる。各音声はメルスペクトログラムや wav2vec 2.0 によって特徴ベクトルに変換され、Neural Network を通して任意の空間のベクトルとして配置される。ここで Anchor-Positive 間の距離を d_p , Anchor-Negative 間の距離を d_n とすると、Triplet Loss は式1のように計算される。

$$\text{Triplet Loss} = \max(d_p - d_n + \alpha, 0) \quad (1)$$

ここで、 α はマージンを表すパラメーターで、評価実験では 1.0 を使用した。なお、 d_p , d_n は任意の距離関数を適用することが可能であるが、本稿ではユークリッド距離を使用する。

§2 合成音声の利用

音声特徴の距離を学習するための教師データとして、Google Text-to-Speech^{*2}で生成された合成音声を利用する。これにより、教師データの無いドメインであっても、Entity のテキストデータがあれば本手法を適用することが可能となる。評価実験では、音声のバリエーションを

増やすために、合成音声モデルの種類やピッチ、話速を変化させ、1つの単語に対して36通りの音声データを生成した。

4. 実験

4.1 実験設定

提案手法の Entity Linking の性能を、自社で運用している自動音声対話サービス AI Messenger Voicebot^{*3} (以下、AIM) のデータを用いて評価する。評価指標は Precision at 1 (P@1), Precision at 3 (P@3), Precision at 5 (P@5) の3つの指標を利用する。

4.2 データセット

提案手法を評価するためのデータセットとして、AIM の対話ログデータおよび Entity 辞書を使用した。対話ログデータとは、ユーザが Entity 辞書に登録されているフレーズについて言及した発話を収集したものである。対話ログデータには、ユーザ発話の音声データおよび Google Speech-to-Text によって書き起こされた発話テキストが含まれている。また、ユーザ発話に実際に紐付いた Entity も含まれており、この Entity を正解として評価を行った。Entity 辞書は、紐付け対象となる Entity が登録された辞書である。データセットに含まれるユーザ発話数と、紐付け対象となる Entity 数を表1に示す。

なお、本実験で使用するデータセットは、電話入電時にユーザに対して録音の許諾を取り、かつ個人情報が含まれないデータを抽出して使用している。

表1 データセットに含まれる発話数と Entity 数

ユーザ発話数	Entity 数
2229	214

4.3 実験結果

実験結果を表2に示す。上段が ASR の結果から得られた音素列ベースの手法で、下段が音声特徴量ベースの手法となっている。結果より、音素列ベースの手法が、音声特徴量ベースの手法よりも性能が高いことが示された。音素列ベースの手法が良好な性能である理由として、フィルターや無音区間の影響が考えられる。音素列ベースの手法では ASR を用いているため、「えー、アベマタワーズ」のようなフィルターが含まれる発話や、「アベマタワーズ」のように発話中に無音区間を含んでいる場合でも、「アベマタワーズ」とフィルターや無音区間が一定程度除去された認識結果を得ることができる。一方、音声特徴量ベースの手法は、フィルターや無音区間が除去されずに音声特徴表現に変換されているため、その箇所の影響を受けて性能が下がってしまったと考えられる。この問題への対策

*2 <https://cloud.google.com/text-to-speech>

*3 <https://www.ai-messenger.jp/voicebot/>

として、学習データとなる合成音声にフィラーや無音区間を含めたものを追加して学習することが考えられる。

表 2 評価実験結果

Method	P@1	P@3	P@5
Edit Distance	0.7636	0.8053	0.8313
Semi-Global Alignment	0.7905	0.8336	0.8605
N-gram+TF-IDF	0.8977	0.9273	0.9412
Mel spectrogram	0.0121	0.0516	0.0951
wav2vec 2.0	0.3890	0.4365	0.5213

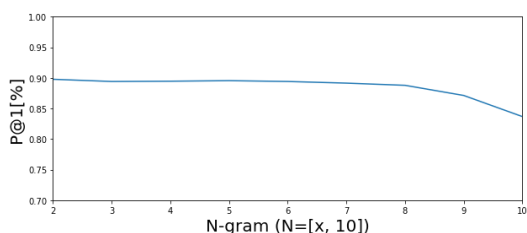


図 4 音素 N-gram の N の上限を 2 から 10 に変化させた際の P@1

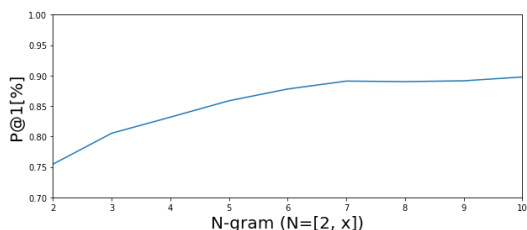


図 5 音素 N-gram の N の下限を 2 から 10 に変化させた際の P@1

音素列を用いた手法の中でも、N-gram+TF-IDF は最も高い性能を示した。ここで、様々なパターンの音素 N-gram を作成することが性能向上に寄与しているかを検証するために、N の範囲を変化させた際の性能 (P@1) を測定した。実験結果を図 4, 図 5 に示す。結果より、音素 N-gram を作成する際に N を大きく設定すると、Entity Linking の性能が向上することわかった。N を大きく設定することにより、特定の Entity にしか出現しない音素 N-gram が作られるため、類似度計算時に各 Entity を識別しやすくなったと考えられる。また、N の上限を大きくするだけでなく、下限を小さくすることでより性能が向上していることがわかる。これは、語彙辞書に存在する大きな音素 N-gram が、音声認識誤りや略称などの影響でユーザ発話中に含まれなかった場合でも、より小さな音素 N-gram がカバーすることで適切な TF-IDF ベクトルが構築されたためだと考えられる。このことから、様々なパターンの音素 N-gram を考慮することは音声認識誤りに対しロバスト性を高めることが示された。

5. おわりに

本研究では、タスク指向型音声対話システムにおける Entity Linking の性能を向上させることを目的として、音声類似度を考慮した類似度計算手法の比較検証を行った。実験の結果、音素列ベースの手法はフィラーや無音区間の影響を受けにくく、音声特徴量ベースの手法と比較して高い性能を示した。音素列ベースの手法の中でも、N-gram+TF-IDF は最も性能が高く、P@1 0.8977 を達成した。また、N-gram+TF-IDF においては、様々なパターンの音素 N-gram を作成することで音声認識誤りに対する頑健性が向上することを確認した。今後は、音声認識誤りに頑健な固有表現抽出手法を検討していきたい。

◇ 参考文献 ◇

- [Baevski 20] Baevski, A., Zhou, H., Mohamed, A., and Auli, M.: wav2vec 2.0: A Framework for Self-Supervised Learning of Speech Representations (2020), <https://arxiv.org/abs/2006.11477>
- [Fang 20] Fang, A., Filice, S., Limsopatham, N., and Rokhlenko, O.: Using Phoneme Representations to Build Predictive Models Robust to ASR Errors, in *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, p. 699–708 (2020)
- [Hoffer 15] Hoffer, E. and Ailon, N.: DEEP METRIC LEARNING USING TRIPLET NETWORK., in *In ICLR workshop* (2015)
- [Raghuvanshi 19] Raghuvanshi, A., Ramakrishnan, V., Embar, V., Carroll, L., and Raghunathan, K.: Entity resolution for noisy ASR transcripts, in *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP): System Demonstrations*, pp. 61–66 (2019)
- [Yadav 20] Yadav, H., Ghosh, S., Yu, Y., and Shah, R. R.: End-to-End Named Entity Recognition from English Speech, in *Proc. Interspeech 2020*, pp. 4268–4272 (2020)
- [Yenigalla 18] Yenigalla, P., Kumar, A., Tripathi, S., Singh, C., Kar, S., and Vepa, J.: Speech Emotion Recognition Using Spectrogram & Phoneme Embedding, in *Proc. Interspeech 2018*, pp. 3688–3692 (2018)
- [Zhao 18] Zhao, Y., Li, J., Zhang, S., Chen, L., and Gong, Y.: Domain and Speaker Adaptation for Cortana Speech Recognition, in *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 5984–5988 (2018)

著者紹介



邊土名 朝飛

2021 年長岡技術科学大学大学院博士前期課程修了。大学院では自然言語処理、特許解析を中心に研究を行う。2021 年 4 月株式会社サイバーエージェント入社。同子会社の株式会社 AI Shift にて音声対話システムの研究開発に携わる。



戸田 隆道

九州工業大学を卒業後、富士通株式会社で AI プラットフォーム Zinrai の立ち上げに関わる。その後、2019 年にデータサイエンティストとして AI メッセージャー (現:AI Shift) に中途入社。現在は音声対話システムの研究開発に携わっている。

広告画像表現の事前学習

鈴木 智之
Suzuki Tomoyuki

AI Lab
Research Scientist
suzuki_tomoyuki@cyberagent.co.jp, https://cyberagent.ai/ailab/people/suzuki_t/

山口 光太
Yamaguchi Kota

AI Lab
Research Scientist
yamaguchi_kota@cyberagent.co.jp, <https://cyberagent.ai/ailab/people/kota-yamaguchi/>

keywords: 機械学習, 事前学習, 画像, メタデータ

Summary

インターネット運用型広告において、機械学習手法による精密な広告効果予測は重要である。本研究では広告画像データを対象に、配信設定などのメタデータ付き画像表現の事前学習法を提案する。我々は画像とメタデータを画像パッチとメタデータの各要素の系列とみなし、masked modeling により広告画像表現の事前学習を行った。広告の効果予測と業種分類のタスクで評価し、画像に対して masked modeling を適用する既存の事前学習法と比較してメタデータを活用する提案法の優位性を確認した。また、効果予測において、配信メディアによっては、ImageNet-21K の 1/10 以下のデータを用いて提案法で事前学習したモデルは ImageNet-21K で教師あり学習済みのモデルに匹敵する精度を記録した。

1. はじめに

インターネット広告市場は成長を続けており、機械学習を用いた広告効果予測や配信最適化の研究開発が進められている。広告のように多様なドメインを含むデータへの機械学習モデルの汎化性能を向上させる手段として、大規模データでの事前学習がある。画像表現の事前学習では、教師あり学習や弱教師あり学習 [Mahajan 18], 教師なし学習がこれまで提案され、幅広い下流タスクで活用されてきた。教師なし学習の近年の発展は著しく、対照学習 [Chen 20] では教師あり学習に匹敵する性能が報告されている。また、masked autoencoder (MAE) [He 22] は、言語処理において高い有効性を示した masked modeling (MM) を画像に応用した手法で、単純かつ軽量な手法でありながらも対照学習に匹敵する性能を達成した。MM はランダムにマスクされた系列情報から本来のデータを復元する学習法で、MAE では画像を画像パッチの系列とみなして MM を行う。

本研究ではメタデータと画像の組を用いた画像表現の事前学習を行う。ここでメタデータとはその画像の属性や関連する情報のことである。広告では実際にユーザに対して表示される画像に、配信メディアやターゲット情報などのメタデータが付与されている。提案法ではメタデータが付与された画像を画像パッチとメタデータの各要素の系列とみなした MM を行う。画像中の物体領域と文章を一つの系列とみなす ViLBERT [Lu 19] と異なり、提案法では文章ではなく複数のメタデータを系列と

してみなして画像パッチと一緒に扱う。また、画像と複数のメタデータに対する多様なマスクパターンによって定義される入出力関係を同時に学習しているともでき、ハッシュタグをメタデータと捉えた場合に一つのメタデータを予測していることになる Mahajan らの手法 [Mahajan 18] を包含するマルチタスク学習と言える。

実験では提案法で事前学習した画像表現を広告の効果予測と業種分類のタスクで評価し、画像のみを用いた MM による事前学習法 MAE [He 22] に比べ提案法の優位性を確認した。効果予測において、配信メディアによっては、ImageNet-21K の 1/10 以下のデータを用いて提案法で事前学習したモデルは ImageNet-21K で教師あり学習済みのモデルに匹敵する精度を記録した。

2. 手法

本研究の目的はメタデータが付与された画像を用いて、画像表現、すなわち画像エンコーダの事前学習を行うことである。提案法の全体像を図 1 に示す。

2.1 データとマスク

メタデータ付き画像データは、画像 $\mathbf{x}_{\text{img}} \in \mathbb{R}^{N \times C_{\text{patch}}}$ とメタデータ $X_{\text{meta}} = \{\mathbf{x}_{\text{meta}}^{(i)}\}_{i=1}^K$ の集合 $X = \{\mathbf{x}_{\text{img}}, X_{\text{meta}}\}$ である。ここで、画像は等大の重複しないパッチに分割されているとし、 N はパッチ数、 C_{patch} は各パッチを表現する次元数で、各パッチに含まれるピクセル数を P としたとき $C_{\text{patch}} = P \times 3$ である。パッチの大きさは後述の画像

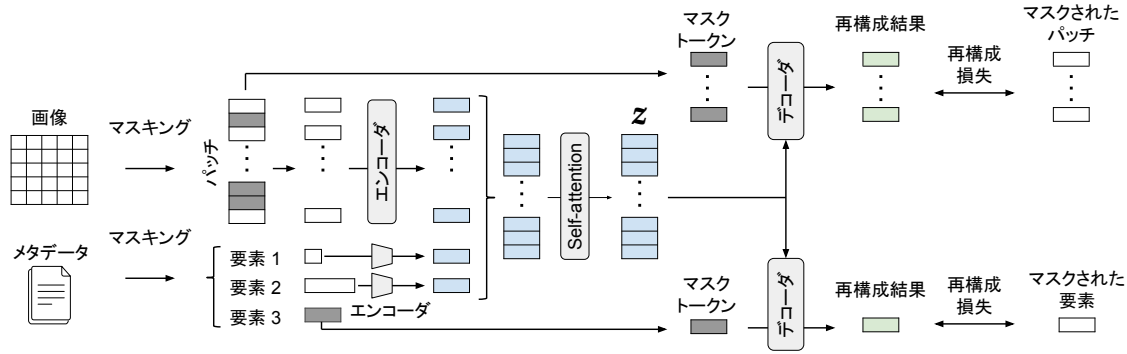


図 1: 提案法の概要. メタデータ付き画像をパッチとメタデータ要素の系列とみなし, masked modeling を行う.

表 1: WIA 100K, 1M のメタデータと種類数.

要素名	種類数	
	100K	1M
広告主	17,528	58,844
代理店	18	19
配信メディア	21	22
配信ユーザの年齢・性別	12	15
配信 OS	4	4
ウェブ or アプリ広告	2	2

エンコーダとして用いる Vision Transformer (ViT) [Dosovitskiy 20] の構造によって決まる. また, $\mathbf{x}_{\text{meta}}^{(i)} \in \mathbb{R}^{C_{\text{meta}}^{(i)}}$ はメタデータの各要素, K はメタデータの要素数, $C_{\text{meta}}^{(i)}$ は i 番目のメタデータ要素の次元数である. 今回用いるメタデータは全てカテゴリカル変数であり, one-hot ベクトルとして表されているとする. 本稿では画像の各パッチとメタデータの各要素を「系列要素」を呼ぶ. 設定されたマスク確率を元にランダムな系列要素をマスクする.

2.2 エンコーダ

エンコーダはマスクされていない系列要素 $\hat{\mathbf{x}}_{\text{img}} \in \mathbb{R}^{(N-M) \times C_{\text{patch}}}$, $\hat{\mathbf{x}}_{\text{meta}}$ を入力とし, これらの埋め込み表現を抽出する. ここで, M はマスクされた画像パッチ数である. 本研究では画像エンコーダとして分類タスク用の最終層を排除した ViT を, メタデータの各要素のエンコーダとして線形写像を用いた. これらから抽出された画像とメタデータの埋め込み表現を系列要素方向に連結し, self-attention transformer に入力することで, マスクされていない系列要素全体の表現 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{(N-M+|\hat{\mathbf{x}}_{\text{meta}}|) \times D}$ を得る. ここで D はハイパーパラメータとして設定する出力の次元数である.

2.3 デコーダ

デコーダは \mathbf{z} とマスクトークンを入力とし, マスクされた系列要素を再構成する. マスクトークンは学習対象であり, 各系列要素ごとに異なるパラメータとして扱う. \mathbf{z} とマスクトークンの関係をモデリングする方法として, 可変長の 2 入力の間連付けに広く用いられる cross-attention [Jaegle 21, Luong 15] を採用した. 画像についてはパッチ数と同じ大きさのマスクトークン $\mathbf{m}_{\text{img}} \in \mathbb{R}^{N \times D}$

を保持し, query はマスクされた位置のマスクトークン $\tilde{\mathbf{m}}_{\text{img}} \in \mathbb{R}^{M \times D}$ を, key と value は \mathbf{z} を線形写像に入力することで算出して cross-attention に入力し, さらに 2 層の self-attention transformer を介して再構成結果を得る. メタデータについては各要素ごとにマスクトークン $\mathbf{m}_{\text{meta}}^{(i)} \in \mathbb{R}^{1 \times D}$ を保持し, query はマスクされた要素のマスクトークンを, key と value は \mathbf{z} を線形写像に入力することで算出して cross-attention によって処理し, 最後に softmax 関数に入力して再構成結果を得る.

2.4 学習

学習はマスクされた各系列要素の再構成損失の和を最小化して行われる. 画像については [He 22] と同様に平均二乗誤差を, メタデータについては交差エントロピーを損失とする. パラメータの更新は end-to-end に行う.

3. 実験設定

提案法で事前学習した画像エンコーダを 2 つの下流タスクに fine-tuning して評価した.

3.1 事前学習

画像エンコーダの構造は ViT-B16, ViT-L16 [Dosovitskiy 20] と計算資源のために ViT-B16 の中間次元数を 768 次元から 120 次元に削減した ViT-B16-120 を用いた. 入力画像は 180×180 にリサイズした. D は各 ViT の中間次元数と同一とした. マスク確率は画像とメタデータでそれぞれ設定し, 値を変更して実験を行った. 事前学習には下流タスクに用いるデータセットとは異なるデジタル画像広告データセットを用いた. 本稿ではこのデータセットを Web Image Ads (WIA) と呼称する. WIA には広告画像とそれに対応するメタデータが含まれる. メタデータは表 1 の通りである. 今回は学習データ量による影響を調べるために, WIA から 112,500 件のサンプルを抽出した WIA 100K と 1,125,000 件のサンプルを抽出した WIA 1M の 2 つを構築した. 同じサンプルが含まれないようにデータを 8:1 に分割し学習用・検証用とすることで, 学習用として WIA 100K には 100,000 件, WIA

表 2: 事前学習の設定を変更して比較した結果. シードを変更して fine-tuning を 3 回施行した評価値の平均を記録した. 事前学習のデータは全て WIA 100K, モデルは全て ViT-B16-120 を使用した.

タスク	事前学習		下流タスク				
	マスク確率		効果予測 (メディア A)		効果予測 (メディア B)		業種分類
	画像	メタデータ	GPCC (↑)	R-square (↑)	GPCC (↑)	R-square (↑)	Accuracy (↑)
なし	—	—	0.333	0.306	0.163	0.347	0.462
MM	0.25	—	0.350	0.328	0.176	0.347	0.495
MM	0.5	—	0.336	0.300	0.171	0.346	0.452
MM	0.75	—	0.333	0.324	0.180	0.350	0.468
MM	0.75	0	0.334	0.307	0.167	0.345	0.489
MM	0.75	0.25	0.348	0.329	0.185	0.349	0.492
MM	0.75	0.5	0.383	0.336	0.184	0.360	0.509
MM	0.75	0.75	0.370	0.340	0.175	0.347	0.489
MM	0.75	1	0.366	0.320	0.179	0.345	0.481

1M には 1,000,000 件が含まれるように調整した. 広告主は前処理として hash bucketization*1 を用いて 1,000 種類に変換した. 最適化法として学習率 10^{-4} で Adam を使い, バッチサイズ 128 で 50 エポック学習を行った.

3.2 下流タスク

§1 効果予測

与えられた広告がどれだけの配信効果を出すか予測するタスクである. 社内で取り扱ったのあったバナー画像広告のうち, 2つのメディア (A, B と呼称) への配信からランダムに 50,000 件ずつ抽出し, それぞれのメディアのデータセットを構築した. 各サンプルには, 画像, 日本語説明文, 配信設定情報, 配信実績が含まれる. 配信実績には広告効果を表す正の連続値が含まれ, 効果が大きいほどこの値も大きくなる. 本稿ではこれを「効果指標」と呼ぶ. 画像, 説明文, 配信設定情報から効果指標を予測することが広告効果予測タスクである. モデルは各モダリティごとのエンコーダから抽出される表現を連結したのち, multi-head attention を介して効果指標の予測値を出力する. 注意として, 下流タスクに用いるデータセットのメタデータと WIA のメタデータは異なり, 事前学習されたメタデータのエンコーダは流用できない. そのため, 下流タスクではメタデータのエンコーダを新たに学習している. 損失関数は平均二乗誤差を用い, 評価指標は R-square と独自に設計した Group pearson correlation coefficient (GPCC) を用いた. GPCC は配信設定が同一の広告のグループ (広告グループと呼ぶ) 中でピアソン相関を計算し, それらを平均したものである. 画像や説明文の選択は予め配信設定を決めた上で行われることが多く, そのような場合に予測値が画像や説明文の広告効果を正しく順位付けできるかを測定するための指標である. 同じ広告グループが含まれないようにデータを 8:1:1

に分割し学習用・検証用・テスト用とし, 検証用データで損失が最小となったモデルをテスト用データで評価した.

§2 業種分類

広告画像から業種カテゴリを分類するタスクである. 画像はメディア A の配信データから 50,000 件をランダムに抽出した. 業種カテゴリとして, Interactive Advertising Bureau が構築した Content Taxonomy*2 における Tiar1 の 29 カテゴリを付与した. モデルは画像エンコーダで特徴抽出したのち, multi-head attention, 全結合層と softmax 関数を介して分類結果を出力する. 損失関数は交差エントロピーを用い, 評価指標は accuracy を用いた. 同じ広告主が含まれないようにデータを 8:1:1 に分割しそれぞれ学習用・検証用・テスト用とし, 検証用データで損失が最小となったモデルをテスト用データで評価した.

4. 結果

ViT-B16-120 と WIA 100K を用いて事前学習の設定を変更して比較した結果を表 2 に示す. まず, 事前学習を行わない場合や画像のみを用いた事前学習と比較して, メタデータも含めた事前学習が全体的に高い精度を記録している. 画像のみを用いた設定は MAE [He 22] に対応し, 今回の下流タスクにおいては提案法が, 現在最も高性能な画像表現学習法の一つに対して優位性を示したといえる. 次に, メタデータのマスク確率と精度の関係をみると, マスク確率 0.5 付近に複数の下流タスクにおいて精度のピークが存在しており, 画像の MM に加えて単にメタデータを予測するだけの学習 (メタデータのマスク確率が 1 の場合に対応) と比較して, メタデータも MM に含める提案法が有効であることが伺える. この理由としてはランダムにメタデータの入出力が定義されることによるマルチタスク学習が, 有効な画像表現の獲得に寄与したことが考えられる. また, 画像のみから予測

*1 https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/strings/to_hash_bucket

*2 <https://iabtechlab.com/standards/content-taxonomy/>

表 3: 事前学習データを変更して比較した比較. シードを変更して fine-tuning を 3 回実行した評価値の平均を記録した. MM の画像とメタデータのマスク確率はそれぞれ 0.75, 0.5 とした. IN-21K は ImageNet-21K を表す.

モデル	事前学習			下流タスク				
	タスク	データ	サンプル数	効果予測 (メディア A)		効果予測 (メディア B)		業種分類 Accuracy (↑)
				GPCC (↑)	R-square (↑)	GPCC (↑)	R-square (↑)	
B16	なし	—	—	0.361	0.333	0.186	0.344	0.422
B16	MM	WIA	100K	0.344	0.331	0.187	0.342	0.492
B16	MM	WIA	1M	0.403	0.339	0.188	0.315	0.444
B16	分類	IN-21K	14M	0.441	0.341	0.199	0.319	0.534
L16	なし	—	—	0.342	0.325	0.171	0.354	0.381
L16	MM	WIA	100K	0.349	0.330	0.189	0.341	0.482
L16	MM	WIA	1M	0.420	0.349	0.187	0.328	0.494
L16	分類	IN-21K	14M	0.389	0.341	0.197	0.346	0.575

が困難なメタデータが存在し, そういったメタデータの予測曖昧性が他のメタデータが入力されることで軽減され, 学習が円滑に進んだ可能性もある.

次に, 事前学習に使用するデータ量を増加させた結果と ImageNet-21K で画像分類を事前学習したモデルの結果を表 3 に示す. ImageNet-21K の事前学習済みモデルは ViT [Dosovitskiy 20] の著者らが公開しているものを用いた. WIA 100K から WIA 1M にデータ量を増加させることでメディア A における効果予測の精度が大きく向上し, WIA 1M の 10 倍以上のデータを含む ImageNet-21K での事前学習モデルに匹敵する精度を達成した. 一方で業種分類やメディア B の効果予測においては, 事前学習のデータ量を増やしても精度が向上しない場合も存在した. 理由は過少適合が考えられる. WIA 100K, WIA 1M 共に 50 エポックで学習したが, 学習データが多いほど最適なエポック数は大きい傾向にあり, WIA 1M の最適なエポック数は 50 よりも大きい可能性がある. また, 業種分類やメディア B の効果予測では ImageNet-21K での事前学習モデルには及ばない結果となった. これは ImageNet-21K が WIA 1M の 10 倍以上のデータ量を含むことに加え, 業種分類においては事前学習タスクの画像分類と分類問題という点で同じであるため有効な画像表現に近い可能性も理由として考えられる.

5. ま と め

メタデータが付与された画像を画像パッチとメタデータの各要素の系列とみなして masked modeling を行うことで画像表現の事前学習を行う手法を提案した. 広告の効果予測と業種分類の下流タスクで評価を行い, 画像のみを用いた masked modeling による既存の事前学習法と比較して提案法の優位性を確認した. また, 効果予測において, 配信メディアによっては, ImageNet-21K の 1/10 以下のデータを用いて提案法で事前学習したモデルは ImageNet-21K で教師あり学習済みのモデルに匹敵す

る精度を記録した.

一方で, 下流タスクによっては事前学習用のデータ量が増えても精度向上が見られず, エポック数を見直すなど学習設定のさらなる最適化をした上での検証を行いたい.

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Chen 20] Chen, T., Kornblith, S., Norouzi, M., and Hinton, G.: A simple framework for contrastive learning of visual representations, in *ICML* (2020)
- [Dosovitskiy 20] Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., et al.: An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale, in *ICLR* (2020)
- [He 22] He, K., Chen, X., Xie, S., Li, Y., Dollár, P., and Girshick, R.: Masked autoencoders are scalable vision learners, in *CVPR* (2022)
- [Jaegle 21] Jaegle, A., Gimeno, F., Brock, A., Vinyals, O., Zisserman, A., and Carreira, J.: Perceiver: General perception with iterative attention, in *ICLR* (2021)
- [Lu 19] Lu, J., Batra, D., Parikh, D., and Lee, S.: Vilbert: Pretraining task-agnostic visiolinguistic representations for vision-and-language tasks, in *NeurIPS* (2019)
- [Luong 15] Luong, M.-T., Pham, H., and Manning, C. D.: Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation, in *EMNLP* (2015)
- [Mahajan 18] Mahajan, D., Girshick, R., Ramanathan, V., He, K., Paluri, M., Li, Y., Bharambe, A., and Van Der Maaten, L.: Exploring the limits of weakly supervised pretraining, in *ECCV* (2018)

著 者 紹 介



鈴木 智之

2019 年に慶應義塾大学理工学研究科を修了後, 株式会社ディー・エヌ・エーにてオートモーティブ領域におけるコンピュータビジョン分野の研究開発に携わる, 2020 年にサイバーエージェントに中途入社し, 同分野の中でも動画認識・画像の特徴表現学習に関する研究に従事.



山口 光太

株式会社サイバーエージェント AI Lab Research Manager. コンピュータビジョン, 機械学習を用いた Web メディアの分析研究に従事. 現在はオンライン広告クリエイティブについて研究を進めている. 2014 年から 2017 年まで東北大学大学院情報科学研究科助教. 2014 年米国ニューヨーク州 Stony Brook 大学にてコンピュータ科学の Ph.D. 取得. 2008 年東京大学大学院情報理工学系研究科修士課程修了.

マッチング理論で公平・効率的に配分する

竹浪 良寛
Yoshihiro Takenami

AI Lab
Data Scientist
takenami.yoshihiro@cyberagent.co.jp

富田 耀志
Yoji Tomita

AI Lab
Research Scientist
tomita.yoji@cyberagent.co.jp

keywords: マーケットデザイン、マッチング理論、PS アルゴリズム

Summary

人々が申告した希望に応じて複数のモノを配分する際、人々とモノを割り当てる（マッチさせる）マッチングメカニズムを利用できる。特に、人々に優先順位がない場合、確率的に配分する確率的割り当て問題としてモデル化できる。最近の例として、AI Lab 進捗共有会における発表担当日程の割り当てがある。ここでは、確率的割り当て問題において性質が良いことで知られる **PS** メカニズムと **RSD** メカニズムのうち、事前効率性がある前者により発表日を割り当てるよう業務を変更し、27 名中 22 名が第 1 希望に割り当てられた。一方、大規模な割り当てでは一定の仮定のもとで両メカニズムの割り当てが漸近的に一致することが知られている。今回の割り当てでも該当するか検証するためにシミュレーションを行ったところ、平均的にほぼ同一の割り当てが達成され、理論的な結果と一致することを確認した。確率的割り当て問題の他の応用例としては、複数イベントの同時配分、社内資源配分、番組・広告配信枠配分などが挙げられる。

1. はじめに

複数の日程枠への発表担当者の割り振りなど、人々が申告した希望に応じて複数のモノを配分する状況は多い。例えば AI Lab では、プロジェクトの状況を共有する進捗共有会を月 3 回程度開催しており、各メンバーが半年に 1 度発表するよう担当を決めている。発表者に優先順位はないが、これまでは前期の発表順をそのまま用いて、新加入メンバーを最後尾に追加していた。

しかし、この決め方には 2 つ課題がある。まず、メンバーの希望を汲んでいない点である。日程が合わない等の理由で発表者同士で日程を交換し、負担が発生していた。次に、割り当て担当者の作業負担の問題である。これまで手作業で割り当てていたが、メンバーの増加と希望の反映、両方に対応するために自動化する必要があった。

人々の間に優先順位がない中でモノを配分する際、公平に割り当てるために確率的に配分する問題は、マッチング理論の分野において確率的割り当て問題として研究されてきた。特によく知られているメカニズムとして RSD メカニズムと PS メカニズムがあり、それぞれ良い性質として耐戦略性、事前効率性を持つ [小島 18]。

今回 AI Lab 進捗共有会では、事前効率性を重視し、PS メカニズムを用いた。結果、希望提出者 27 名中 22 名が第 1 希望を割り当てられるなど、公平かつ効率的な配分が実現され、作業負担も軽減された。また、両メカニズムの性能を比較するためシミュレーションを行ったが、平

均的にほぼ同一の割り当てが達成された。

本稿は以下のように進める。2 章では発表日を割り当てる問題をモデル化する。3 章では RSD メカニズムと PS メカニズムを説明する。4 章では水平性、事前効率性、耐戦略性の各性質でメカニズムを比較する。5 章では PS メカニズムを選択した理由と割り当て結果を説明する。6 章では両メカニズムのシミュレーション結果を比較する。7 章は結論と他の応用可能性に関する議論である。

2. モデル

本章は、発表日の割り当てを確率的割り当て問題としてモデル化する [小島 18]。メンバーの集合を N ($|N| \geq 2$)、発表日の集合を D ($|D| \geq 1$) とし、各発表日 $d \in D$ に上限人数 $q_d \geq 1$ が設定されているとする。全員が発表できること、つまり $\sum_{d \in D} q_d \geq n$ は仮定する。各メンバー $i \in N$ は、発表日の集合 D 上に厳密な選好順序 \succ_i をもつ。

確率配分行列 P とは、各行がメンバー、各列が発表日に対応する $|N| \times |D|$ の非負行列 $P = (P_{id})_{i \in N, d \in D}$ で、以下の 2 条件を満たすものを言う：

$$\sum_{d \in D} P_{id} = 1 \quad \forall i \in N, \text{ and } \sum_{i \in N} P_{id} \leq q_d \quad \forall d \in D.$$

各要素 P_{id} は i が d を割り当てられる確率を表し、前者は各メンバーが常に 1 つの発表日を割り当てられること、

後者は各発表日 d が q_d 以下のメンバーを割り当てられることに対応する制約条件である。

例 1. メンバー集合は $N = \{1, 2, 3, 4\}$ 、発表日集合は $D = \{a, b, c\}$ 、各発表日の上限は $(q_a, q_b, q_c) = (2, 1, 1)$ 。各メンバーの選好順序 \succ_i は、 $i = 1, 2$ については「 $a \succ_i b \succ_i c$ 」、 $i = 3, 4$ については「 $a \succ_i c \succ_i b$ 」とする。確率配分行列 P とは、例えば

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

のような非負行列であり、各行の和は 1、各列の和は対応する発表日の上限 q_d 以下である。ここでは、 $i = 1, 2$ は a と b のどちらかを確率 $1/2$ で割り当てられ、 $i = 3, 4$ は a, c のどちらかを確率 $1/2$ ずつで割り当てられる。♣

この問題において設計すべきメカニズムとは、各メンバーの選好 \succ_i が表明されたときに確率配分行列 P を返す関数である。^{*1}

3. メカニズム

本章では、確率的割り当て問題における主要なメカニズムである、RSD メカニズムと PS メカニズムを紹介する。両メカニズムは各メンバーがその発表日に割り当てられる確率を表す確率配分行列 P を返す。

3.1 RSD メカニズム

RSD メカニズム (random serial dictatorship、均等確率逐次独裁制) の定義は次の通りである。

- (1) 各メンバーに優先順位を均等な確率で割り振る
- (2) 優先順位の高いメンバーから順番に、まだ残っている発表日の中から、自分が提出した希望順位のもとで一番望ましい発表日を得る
- (3) すべてのメンバーの順番が終わればアルゴリズムは終了する

RSD メカニズムでは、優先順位が高い人から順に「独裁者」となり、好きな発表日を選ぶ。

例 2. 例 1 において RSD メカニズムを適用した場合を考える。 i の優先順位が 3, 4, 2, 1 のように決まるとすると、まず 3 が最も望む a を選び、次に 4 も a を選び、次に 2 が残っている b, c から望ましい b を選び、最後に 1 が残っている c を選ぶ、といったように配分が決まる。優先順位の決め方は 24 通りあり、それらが均等な確率 $1/24$ ずつで発生するため、RSD メカニズムにおける確

^{*1} 確率配分行列が与えられたとき、その確率に基づいて実際の配分を発生させることが可能である。これは Birkhoff-von-Neumann theorem として知られる [Guillaume 20]。したがって、ここでは確率配分行列を返すメカニズムを考えれば良い。

率配分行列 P^{RSD} は

$$P^{\text{RSD}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{5}{12} & \frac{1}{12} \\ \frac{1}{2} & \frac{5}{12} & \frac{1}{12} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{12} & \frac{5}{12} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{12} & \frac{5}{12} \end{bmatrix} \quad (2)$$

と計算される。♣

3.2 PS メカニズム

PS メカニズム (probabilistic serial mechanism、同時確率消費メカニズム) の定義は次の通りである。

- (1) 各発表日が完全に分割可能であると想定する
- (2) 各メンバーは、全員同時に自分が一番好きな財を食べる。各メンバーが食べるスピードは全員同じで、「1 秒当たり 1 単位」とする
- (3) もし自分が食べている財が食べつくされたら、その場に残っているなかで、一番好きな財を食べる
- (4) 1 秒後にアルゴリズムは終了する。この 1 秒間で食べた各発表日の割合が、そのままそれらの発表日を受け取る確率となる。

PS メカニズムにより、確率的な割り当てを表す行列 P が生成される。

例 3. 例 1 において PS メカニズムを適用すると、以下のステップで発表日は「食べられる」:

- $i = 1, 2, 3, 4$ 全員が同時に a を食べ始め、 $\frac{1}{2}$ 秒後に 2 単位の a が食べ尽くされる。
- $\frac{1}{2}$ 秒時点から $i = 1, 2$ は b を、 $i = 3, 4$ は c を食べ始め、それぞれ $\frac{1}{2}$ 秒後に 1 単位が食べ尽くされる。

最終的に例 1 の (1) が PS メカニズムによる結果的な確率配分行列 P^{PS} となる。♣

4. メカニズムの性質

本章では、メカニズムが満たすことが望ましい性質として水平性、事前効率性、耐戦略性を紹介し、RSD メカニズムと PS メカニズムの性質を確認する。^{*2}

4.1 水平性

例 1 では $i = 1, 2$ が同じ選好順序 $a \succ_i b \succ_i c$ を持ち、 a と b のどちらかを確率 $1/2$ で割り当てられる。同じ選好順序を持つ人を公平に取り扱うためには、このように同じ確率で割り当てられることが必要である。同じ選好表明をした人は同じ扱いをする、という最低限の公平性を確保する性質を水平性と呼ぶ。

定義 1 (水平性). メカニズムが水平性 (equal treatment of equals) を満たすとは、任意のメンバー $i, j \in N$ と任意の表明された選好プロファイル $(\succ_k)_{k \in N}$ に対して、 i

^{*2} 頁数と複雑さの問題から数理的に厳密な定義と証明は本項では省略する。確認が必要な場合は [小島 18, Guillaume 20] 参照。

と j の選好が等しい $\succsim_i = \succsim_j$ ならば両者の確率配分ベクトルも等しくなる ($P_i = P_j$) ことをいう。

4.2 事前効率性

例 1 の (2) における RSD メカニズムによる確率配分行列 P^{RSD} と (1) における PS メカニズムによる確率配分行列 P^{PS} を考える。これらを比較すると、 P^{RSD} より P^{PS} の方が全員にとって好ましい。なぜなら P^{RSD} から P^{PS} に変更すると、 $i = 1, 2$ は第 3 希望である c の割当確率が 0 になってその分第 2 希望 b の割当確率が上がり、3, 4 も第 3 希望である b の割当確率が 0 になってその分第 2 希望 c の割当確率も上がるためである。したがって、 P^{RSD} はそれより全員にとって好ましい別の確率配分行列が存在するという点で望ましくない。一方、 P^{PS} にはそれより全員が好むような別の確率配分行列は存在しない。このような性質を事前効率性と呼ぶ。そして、 P^{RSD} は事前効率性を満たさない。

定義 2 (事前効率性). メカニズムが事前効率性 (ex-ante efficiency) を満たすとは、任意の表明された選好の組 $(\succsim_i)_{i \in N}$ に対して、返される確率配分行列 P より全員にとって好ましい別の確率配分行列 P' が存在しないことをいう。

4.3 耐戦略性

RSD メカニズムでは、各メンバーは自分の番になったときに残っているものの中から最も望ましいものを選ぶのが最適であり、また優先順位は表明した選好とは独立にランダムに決定されるため、選好順序 \succsim_i を偽って表明しても有利な結果が得られることはない。メカニズムのこのような性質を耐戦略性と呼ぶ。

定義 3. メカニズムが耐戦略性 (strategy-proofness) を満たすとは、任意のメンバー $i \in N$ 、その真の選好 \succsim_i 、他メンバーの表明された選好の組 \succsim_{-i} において、 i が別の選好 \succsim'_i を偽って表明したとしても i にとってより好ましい確率配分行列にはならないことをいう。

4.4 RSD と PS の性質比較

RSD メカニズムと PS メカニズムの性質を比較すると、以下のようになる。

事実 1. RSD メカニズムは、水平性および耐戦略性は満たすが、事前効率性は満たさない。PS メカニズムは、水平性および事前効率性は満たすが、耐戦略性は満たさない。

	RSD	PS	性質概要
水平性	○	○	同じ選好は同様に扱う
事前効率性	×	○	他に全員望む配分がない
耐戦略性	○	×	選好を偽っても得しない

これらの性質を全て満たすメカニズムは、メンバーが 4 人以上の場合は存在しないことが知られている [Bogo-

molnaia 01]。よって、水平性を前提とすると耐戦略性と事前効率性は両立しないため、耐戦略性と事前効率性のどちらを重視するかに応じて、RSD メカニズムと PS メカニズムのどちらを用いるか選択することが必要である。

5. AI Lab 進捗共有会割り当てにおける応用

5.1 事前の効率性を重視し PS メカニズムを選ぶ

今回の発表日の割り当てにおいては、PS メカニズムを用いた。前章で確認したように、RSD メカニズムと PS メカニズムのどちらを選ぶかという問題は、耐戦略性と事前の効率性のどちらを選ぶかという問題である。

今回の割り当てにおいては、耐戦略性より事前効率性を重視した。PS メカニズムにおいては、人気を集める発表日がある場合、メンバーにその日を避けた偽の選好を表明するインセンティブがある。しかし、今回は人気を集める発表日は事前には予想しがたく、自身の選好を偽るインセンティブは小さい。したがって、今回は耐戦略性を欠いても問題は少ないと考えられる。そして、事前効率性を満たす PS メカニズムを用いることで、少しでも好ましい確率配分行列を割り当てることが優先されると判断した。

5.2 割り当てプロセス

実際の割り当ては、希望の収集、PS メカニズムによる割り当て、手作業の順で実施した。希望の収集には Google フォームを用いた。発表日は合計 15 日あり、「希望しない」という選択肢を加えた 16 通りの選択肢から第 1 希望から最大第 15 希望まで選択してもらった。例えば、選択時点で 1 日だけ発表できない日がある場合、第 14 希望まで選択してもらい、第 15 希望を「希望しない」としてもらった。各発表日の割当上限は 2 人または 3 人とした。希望を提出したのは 27 名であった。第 1 希望については、8 月 2 日には 6 名が応募したものの、それ以外の発表日については最大 3 名の応募があった。希望の提出後、PS メカニズムにて 1 人 1 発表日を割り当てた。その後、希望を提出しなかった人を前回からの発表間隔が長い順に空いている発表日に割り当てた。

5.3 割り当て結果

希望の割り当て状況は、27 名のうち、第 1 希望に割り当てられたのが 22 名、第 2 希望が 3 名、第 4 希望が 1 名、第 7 希望が 1 名であった。概ね希望を叶えることができたと評価している。また、割り当て作業が自動化されたため、割り当て担当者の負担も軽減された。

6. シミュレーション

大規模な割り当てにおいては、一定の仮定のもとで RSD メカニズムと PS メカニズムの割り当てが漸近的に一致

することが知られている [Che 10]。今回の場合では両メカニズムの割り当て結果が似たものになるのか確認するために 250 回ずつシミュレートした。

まず、各回ごとに RSD メカニズムと PS メカニズムのどちらがより高い希望を満たしているか表 1 で比較した。

表 1 異なるメカニズムで希望が改善される平均人数と標準偏差

	平均	標準偏差
RSD が PS より高い希望を満たす	3.45 名	1.17
PS が RSD より高い希望を満たす	3.41 名	1.10

RSD をより好む人の平均人数は 3.45 名、PS をより好む人の平均人数は 3.41 名であり、ほとんど差がなかった。どちらか一方が他方を上回る割り当てがされているわけではなく、全体で差のない割り当てがされている。

次に、両メカニズムがどれくらい希望を満たしているのか確認するため、どの希望に割り当てられたのか表 2 で平均人数を比較した。

表 2 各希望への平均割り当て人数

	RSD	PS
第 1 希望	21.85	21.76
第 2 希望	2.70	2.82
第 3 希望	1.52	1.53
第 4 希望	0.27	0.28
第 5 希望	0.15	0.11
第 6 希望	0.03	0.02
第 7 希望	0.28	0.28
割り当てなし	0.56	0.54

どの希望においてもほとんど差がない。例えば、第 1 希望では RSD メカニズムが平均 21.85 名を割り当て、PS メカニズムが 21.76 名割り当てており、その差は小さい。

今回のシミュレーションでは、RSD メカニズムと PS メカニズムではその内訳は異なるものの、全体では似たような割り当てがされている。27 名中約 22 名が第 1 希望に割り当てられているように、今回の希望アンケートでは希望日が人によって非常にバラついているため、大規模な割り当てでない今回の状況においても両メカニズムによる配分結果が近いものになったと考えられる。

7. 結論と他の応用可能性

AI Lab 進捗共有会の従来の発表担当決めルールには、メンバーの希望を汲み取っていない、割り当てに手間を要するという問題があり、マッチングメカニズムを用いて自動化された。人々の間に優先順位が存在せず、公平にモノを配分することが求められる確率的割り当て問題においては、RSD メカニズムと PS メカニズムがよく知られている。ただし、前者は耐戦略性を満たすものの事

前の効率性を満たさず、後者は事前効率性を満たすものの耐戦略性を満たさない。

今回は耐戦略性の欠如による問題は小さいと考え、事前効率性を満たす PS メカニズムによって割り当てを行った。結果 27 名中 22 名が第 1 希望に割り当てられ、作業負担も軽減された。また、両メカニズムのシミュレーションを各 250 回行ったが、割り当ての差は小さかった。

社内で他に可能な応用としては、以下のような例が挙げられる。まず、異なるイベントの同時配分である。例えば、AI Lab では進捗共有会の他に PaperFriday という論文読み会を実施している。異なるイベントの発表日が被らないよう同時に配分することも実務上必要である。

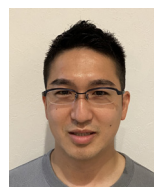
次に、社内リソースの配分である。各部署で PC、モニター、机、椅子などの財や、席順を振り分ける必要がある。この場合、各社員の希望を聞いた上で振り分けるのは大変な作業となるが、RSD や PS メカニズムを用いれば簡単に割り当てられる。特に、入社者が多い時期に各メカニズムを使えば大幅な業務の改善になる。

最後に、サービスの運用において各メカニズムを用いることも考えられる。例えば、番組配信サービスにおける番組ごとの放映枠割り当てや広告枠の順番など、公平に扱う必要があるものについて、各メカニズムを用いて効率的に割り当てることが考えられる。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Bogomolnaia 01] Bogomolnaia, A. and Moulin, H.: A New Solution to the Random Assignment Problem, *J. Econ. Theory*, Vol. 100, No. 2, pp. 295–328 (2001)
- [Che 10] Che, Y.-K. and Kojima, F.: Asymptotic Equivalence of Probabilistic Serial and Random Priority Mechanisms, *Econometrica*, Vol. 78, No. 5, pp. 1625–1672 (2010)
- [Guillaume 20] Haeringer, G., 栗野 盛光: マーケットデザイン: オークションとマッチングの理論・実践, 中央経済社, 中央経済グループパブリッシング (発売) (2020)
- [小島 18] 小島 武仁, 河田 陽向: マッチング・マーケットデザイン講義 (第 4 回) 割り当て問題の公平な解決策を考える, 経済セミナー = The keizai seminar, No. 699, pp. 60–68 (2018)

—— 著 者 紹 介 ——



竹浪 良寛

AI Lab 経済学社会実装チーム Data Scientist。仙台市役所で勤務後、2021 年サイバーエージェント入社。保育所利用調整等の制度設計を行うマーケットデザインの社会実装に従事。



富田 耀志

AI Lab 経済学社会実装チーム Research Scientist。2020 年サイバーエージェント新卒入社。専門はゲーム理論、マッチング理論、マーケットデザイン、メカニズムデザイン。マッチング理論・マーケットデザインの理論・応用研究および社会実装に取り組む。

修正コストを使った物体検出の評価

大谷 まゆ
Mayu Otani

AI Lab
Research Scientist
otani_mayu@cyberagent.co.jp, <https://mayu-ot.github.io/>

keywords: 物体検出、評価指標、最適輸送問題

Summary

物体検出では mean average precision (mAP) を主な評価指標として採用している。mAP は画像全体から検出した物体領域に対してクラスごとのランキング性能を評価しているが、このような前提はアプリケーションによっては適切でない場合がある。本研究では mAP とは異なる観点から物体検出の性能を評価する指標を提供するため、Optimal Correction Cost (OC-cost) を設計した。OC-cost は画像レベルでの検出精度を評価することを目的とした指標である。具体的には、検出結果を真値アノテーションに修正するためにかかるコストを精度の指標として用いる。このコストは、検出結果と真値アノテーション間の最適輸送問題を解くことで得られる。実験では OC-cost による評価結果が人間の判断とある程度一致することを確認した。またテスト用データセットのわずかな差異に対して頑健な評価が期待できることを示した。

1. はじめに

物体検出では mean average precision (mAP) が評価指標として広く使われており、多くの研究がより高い mAP スコアを達成することを目的としている。mAP は主に情報検索手法の評価に用いられるランキング指標 [Voorhees 02] であり、VOC の物体検出ベンチマークが物体検出の評価に導入した [Everingham 10]。mAP を用いた物体検出評価では、全ての検出結果を予測クラスごとに信頼度スコアの順に並べ、順位付けされた検出結果の precision-recall カーブから average precision (AP) を算出し、すべてのクラスについて平均をとることで mAP を求める。このことから mAP は物体検出タスクをクラスごとに検出結果を順位付けする問題として扱っていると解釈できる。

mAP の特徴的な振る舞いを図 1 に示す。アヒルとロバを検出する検出器 A、B、C、と画像 3 枚からなる評価用データを考える。検出器 B は 3 枚の画像のうち 2 枚を完全に無視しているが、検出器 A と B は同じ mAP となる。このように、mAP は局所的な性能低下があった場合でも評価値に反映しないことがある。この例から、mAP においてデータセット内の各画像の影響は平等でないことがわかる。

検出器 C の例では、誤検出が mAP に反映されない場合があることが示されている。検出器 C の結果には大量のロバの誤検出が含まれているが、これらの誤検出は正解検出結果よりも下位にあるため、mAP を低下させない。

以上のような mAP の振る舞いは、コンテンツに基づく画像検索のようなランキング問題を想定した場合には合理的であるが、アプリケーションによっては異なる評

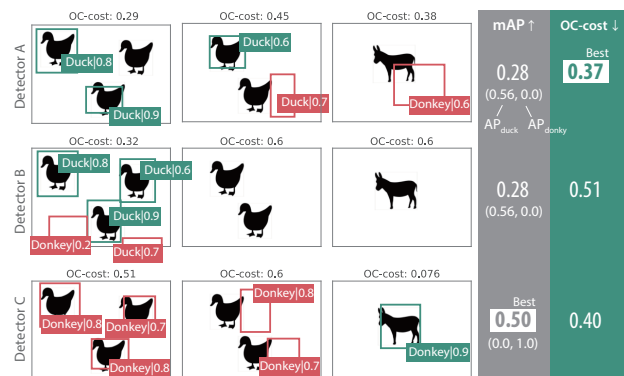


図 1 mAP の振る舞い。アルゴリズム B は一部の画像を無視するが、mAP においてアルゴリズム A と B は同等の性能とみなされる。また検出アルゴリズム C の例は信頼度の低い誤検出は mAP に反映されない場合があることを示している。

価が必要な場合が考えられる。例えば、画像認識 API のように、ユーザが独立して画像をアップロードするサービスでは、様々な画像に対して安定した性能を提供する必要がある。そのようなアプリケーションにおいては、データセット全体におけるランキング性能よりも、画像レベルでの検出精度が評価においては重要であると考えられる。

本研究では、検出精度を画像レベルで評価することを目的とした新しい評価指標である最適修正コスト (OC-cost) を提案する。具体的には、検出結果を真値アノテーションに補正するためのコストを計算することで検出結果の精度を評価する。OC-cost の計算は最適輸送問題として定式化される。修正コストを計算する際には、それぞれの検出結果を真値アノテーションに対応づけ、その

正解との誤差を評価する必要がある。その際、修正コストが最小となるような検出結果と真値アノテーションの対応関係を最適輸送問題を解くことで得る。本研究は最適輸送コストを用いた検出モデルの学習手法 [Ge 21] の損失関数を評価指標として設計し直したものとして解釈できる。

2. 最適修正コストに基づく検出評価指標

本研究では、画像ごとに物体検出の性能を評価するため、予測された検出結果を真値アノテーションと同一になるように修正するコストを性能指標として用いる。修正コストの計算は最適輸送問題を解くことで求める。

2.1 最適輸送問題

最適輸送問題は m の supplier から n の demander に物資を移動する最適な輸送計画 π^* を見つける問題と解釈できる。 s_i を supplier i が保持する物資量、 d_j を demander j が必要としている物資量とし、supplier i から demander j に物資を 1 個輸送するのにかかるコストを $c_{i,j}$ としたとき最適輸送問題は以下のように表せる。

$$\pi^* = \pi \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{i,j} \pi_{i,j}, \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^m \pi_{i,j} = d_j, \sum_{j=1}^n \pi_{i,j} = s_i, \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^m s_i = \sum_{j=1}^n d_j, \quad (3)$$

$$\pi_{i,j} \geq 0 \quad (i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n). \quad (4)$$

今回は検出結果が supplier に、真値アノテーションが demander に対応する。 $c_{i,j}$ はある検出結果 i を真値アノテーション j に修正するのにかかるコストと考える。

2.2 修正コスト

検出結果の修正コスト $c_{i,j}$ は識別誤差と位置推定誤差の重み付き和とする。検出結果 i のバウンディングボックスを b_i 、そのバウンディングボックスのクラスラベルを l_i とする。真値アノテーションに関してはそれぞれ \hat{b}_j 、 \hat{l}_j とする。 p_i は検出結果 i の信頼度を表す。

$$c_{i,j} = \lambda c_{\text{loc}}(b_i, \hat{b}_j) + (1 - \lambda) c_{\text{cls}}(p_i, l_i, \hat{l}_j), \quad (5)$$

ここで $\lambda \in [0, 1]$ は位置推定誤差と識別誤差のバランスを調整するパラメータである。提案指標では位置推定誤差と識別誤差を同時に評価していることに注意されたい。AP において誤識別は完全な失敗として扱われるため、その位置推定に関しては評価されない。

位置推定誤差 $c_{\text{loc}}(b_i, \hat{b}_j) \in [0, 1]$ は以下のように定義する。

$$c_{\text{loc}}(b_i, \hat{b}_j) = \frac{1 - \text{GIoU}(b_i, \hat{b}_j)}{2}, \quad (6)$$

GIoU は Generalized IoU [Rezatofighi 19] である。識別誤差は以下のように求める。

$$c_{\text{cls}}(p_i, l_i, \hat{l}_j) = \begin{cases} \frac{1-p_i}{2}, & \text{if } l_i = \hat{l}_j, \\ \frac{1+p_i}{2}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

予測クラスラベルが正しい場合は信頼度が高いほど誤差は小さいとみなす。また信頼度の高い誤識別には大きなペナルティを課す。

物体検出における false positive と false negative について説明する。False positive は存在しない物体の検出や、クラス誤り、位置推定の失敗などが含まれる。同じ物体に対して複数の検出結果を出してしまった場合も、最も良い予測結果以外は失敗として扱われる。False negative は検出漏れに対応する。検出結果と真値アノテーションの対応を求める際、これらの false positive と false negative を対応関係から適切に取り除くが必要となる。そのためにダミー supplier とダミー demander を取り入れる。False positive はある予測結果からダミー demander への輸送に対応する。また false negative はダミー supplier からある真値アノテーションへの輸送に対応する。このダミーが関与する輸送コストを β とする。これは許容できるエラーの程度に対応するパラメータである。

2.3 修正コストの計算方法

n 個の物体がアノテーション付けされた画像に対して、 m 個の検出結果が出力されたとする。修正コストを計算する際、それぞれダミーを含め、 $m+1$ 個の supplier と $n+1$ 個の demander があるとする。Supplier の物資保持数 (s_1, \dots, s_m) および demander の受入数 (d_1, \dots, d_n) を 1 とする。ダミー supplier の保持数を $s_{m+1} = n$ 、ダミー demander の受入数を $d_{n+1} = m$ とする。コスト行列と s, d から、最適輸送問題を解くことで検出結果と真値アノテーションの対応 π^* が得られる。 π^* は以下のように正規化される。ただしダミー間の輸送を修正コストの計算から除外するため $\pi_{m+1, n+1} = 0$ とする。

$$\tilde{\pi}_{i,j} = \frac{\pi_{i,j}^*}{\sum_{i=1}^{m+1} \sum_{j=1}^{n+1} \pi_{i,j}^*}. \quad (8)$$

最後に、修正コストを以下のように求める。

$$\tilde{c} = \sum_{i=1}^{m+1} \sum_{j=1}^{n+1} c_{i,j} \tilde{\pi}_{i,j}. \quad (9)$$

3. 実験結果

実験では MS COCO validation 2017 split を用い [Lin 14]、5 つの物体検出モデル (Faster-RCNN [Ren 15]、RetinaNet [Lin 17]、DETR [Carion 20]、YOLOF [Chen 21]、VFNet [Zhang 21]) を評価した。

(λ, β)	OC-cost			mAP
	(0.2, 0.6)	(0.5, 0.6)	(0.5, 0.3)	
Accuracy	0.795	0.806	0.58	0.696

表1 人による評価との一致度

	mAP (\uparrow)	OC-cost (\downarrow)
Faster-RCNN [Ren 15]	0.38	0.45
RetinaNet [Lin 17]	0.32	0.28
DETR [Carion 20]	0.40	0.57
YOLOF [Chen 21]	0.32	0.30
VFNet [Zhang 21]	0.37	0.26

表2 既存物体検出モデルを OC-cost と mAP で評価した結果

3.1 人による評価との一致度

提案指標 (OC-cost) が人の判断とどの程度一致するか被験者実験により確認した。アノテータは2つの検出モデルの出力を比較し、どちらかより優れていると思うものに投票した。それぞれのサンプルに対して、OC-cost とアノテータの投票が一致する割合を調査した。この実験では RetinaNet と YOLOF を用いた。3人のアノテータのうち、Krippendorff's α [Klaus 80] の高い2人による結果を採用した。

この実験で OC-cost のハイパーパラメータ λ と β をグリッドサーチで探索した。表1に一部のパラメータ設定における結果を示す。最も高い一致率 (0.80) でのパラメータ設定は $\lambda = 0.5$ 、 $\beta = 0.6$ であった。また画像1枚ごとに mAP を計算した場合の結果も載せる。mAP の一致率は 0.69 であった。この結果は OC-cost はより人間の判断に近い振る舞いをしていることを示唆している。これ以降の実験は全て $\lambda = 0.5$ 、 $\beta = 0.6$ とする。

3.2 OC-cost の実例

OC-cost の振る舞いを示すため具体例を図2に示す。左から OC-cost が低い、つまり精度が良いと判断された検出例である。このような検出精度順の表示は mAP では困難な分析方法の一つである。

3.3 検出モデルの比較

学習済み検出モデルを mAP と OC-cost で評価した結果を表2に示す。Non-maximum Suppression (NMS) のハイパーパラメータは OC-cost を最小化するように最適化した。ただし DETR は NMS を用いないためパラメータの調整をしていない。

mAP と OC-cost を用いた場合で検出モデルの性能の順位は大きく異なるが、この結果は mAP と OC-cost どちらかが誤りであるということの意味しない。mAP と OC-cost は検出結果をそれぞれ異なる観点から評価する指標である。DETR は可能な限り多くの検出結果を出力

しようとするため、誤検出が多くなり OC-cost が高くなる。一方、mAP において、信頼度の低い誤検出は大きく影響しない。むしろ検出漏れを防ぐことによる評価値の増加が上回る傾向にある。そのため、DETR のように多くの検出結果を出力するアルゴリズムの mAP は高くなりやすい。

3.4 評価値の安定性

評価用データのわずかな差異でその値が大幅に変化する指標では信頼できる評価ができない。評価値の安定性を調査するため、評価用データ全体から再サンプリングしたデータで OC-cost および mAP を記録し、その評価値の分布を確認した。具体的には、各試行で評価用データの 30% をランダムに抽出し、OC-cost および mAP を計算した。これを 100 回繰り返し、得られた評価値の分布を図3に示す。図の見やすさのため、DETR の結果は除いている。

mAP の値の分散は大きく、各モデルの評価値の分布が大きく重なっている。これは評価用データのわずかな差異によってモデルの性能の順位が入れ替わる可能性があることを示している。一方で OC-cost は評価値の振れ幅が小さく抑えられており、そのような順位の入れ替わりが起こりにくいことがわかる。このことから OC-cost はより信頼性の高い評価を提供できることが期待される。

3.5 OC-cost を用いた NMS の調整

mAP と OC-cost は検出結果において重視する観点異なるため、mAP と OC-cost どちらを最適化する指標として用いるかによって異なる検出アルゴリズムが得られる。この振る舞いを明確にするため、VFNet の NMS を OC-cost、mAP それぞれで最適化した場合の結果を示す。

図4は mAP と OC-cost を用いて調整された検出結果の例である。mAP を用いた場合、可能な限り多くの検出結果を出すようにパラメータが最適化されていることがわかる。これは検出漏れを防ぐことが、多くの誤検出を出したとしても mAP の増加につながるためである。一方で OC-cost は誤検出に対してはコストの増加を生じさせる。そのため OC-cost を用いた場合では、検出アルゴリズムは真値アノテーションと同程度の数の検出結果を出すように調整されている。

OC-cost は信頼度の閾値処理などにより余計な検出結果を除去した後の出力に対する評価を想定しているが、mAP はそのようなフィルタリングをする前の結果を評価するものであり、precision と recall のバランスを制御することは最終的な開発者の責任と想定している。この前提の違いがこのような振る舞いの差異に表れているものであり、この前提の違いを意識して指標を使い分けることが物体検出アルゴリズムの開発においては重要である。



図2 VFNetによる物体検出結果とOC-cost。NMSはOC-costでチューニングしている。(オレンジ)真値アノテーション、(緑)検出結果。OC-costは画像の右下に表示している。

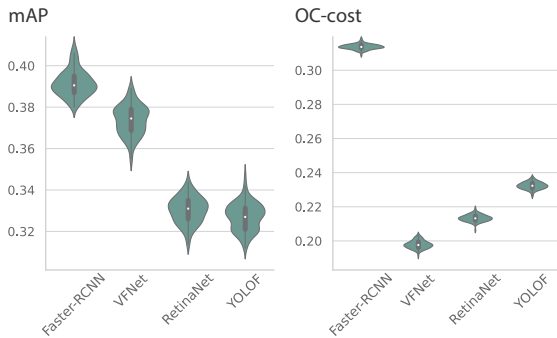


図3 再サンプルされた評価用データにおけるmAPとOC-costの分布。試行回数は100回である。

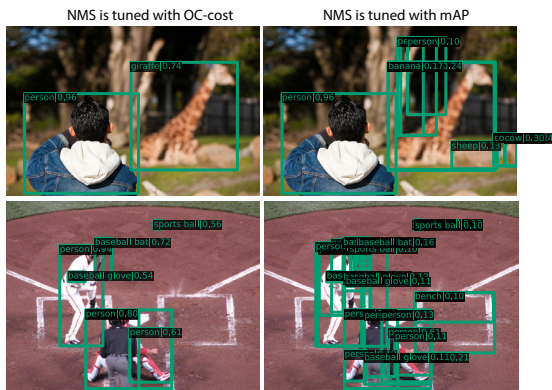


図4 OC-costを使ってNMSをチューニングした場合とmAPを使ってチューニングした場合の検出結果。

4. まとめ

本研究では物体検出の評価指標として検出結果の修正コストに基づくOC-costを提案した。データセット全体の検出結果に対してprecision-recallカーブを評価するmAPと異なり、OC-costは画像ごとに検出結果の正確さを評価する目的で設計されている。OC-costは検出結果をmAPとは異なる側面から評価する指標であり、検出アルゴリズムのより多面的な分析にとって有効であると考える。本稿は[Otani 22]の内容をまとめたものである。

◇ 参考文献 ◇

- [Carion 20] Carion, N., Massa, F., Synnaeve, G., Usunier, N., Kirillov, A., and Zagoruyko, S.: End-to-End Object Detection with Transformers, in *ECCV*, pp. 213–229 (2020)
- [Chen 21] Chen, Q., Wang, Y., Yang, T., Zhang, X., Cheng, J., and Sun, J.: You Only Look One-Level Feature, in *CVPR*, pp. 13039–13048 (2021)
- [Everingham 10] Everingham, M., Van Gool, L., Williams, C. K. I., Winn, J., and Zisserman, A.: The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 88, No. 2, pp. 303–338 (2010)
- [Ge 21] Ge, Z., Liu, S., Li, Z., Yoshie, O., and Sun, J.: OTA: Optimal Transport Assignment for Object Detection, in *CVPR*, pp. 303–312 (2021)
- [Klaus 80] Klaus, K.: Content analysis: An introduction to its methodology (1980)
- [Lin 14] Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., and Zitnick, C. L.: Microsoft COCO: Common Objects in Context, in *ECCV*, pp. 740–755 (2014)
- [Lin 17] Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., and Dollar, P.: Focal Loss for Dense Object Detection, in *ICCV*, pp. 2980–2988 (2017)
- [Otani 22] Otani, M., Togashi, R., Nakashima, Y., Rahtu, E., Heikkilä, J., and Sato, S.: Optimal Correction Cost for Object Detection Evaluation, in *CVPR* (2022)
- [Ren 15] Ren, S., He, K., Girshick, R., and Sun, J.: Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, in *NeurIPS*, pp. 91–99 (2015)
- [Rezatofighi 19] Rezatofighi, H., Tsoi, N., Gwak, J., Sadeghian, A., Reid, I., and Savarese, S.: Generalized Intersection over Union, in *CVPR*, pp. 658–666 (2019)
- [Voorhees 02] Voorhees, E. M. and Harman, D.: Overview of TREC 2002., in *Trec* (2002)
- [Zhang 21] Zhang, H., Wang, Y., Dayoub, F., and Sunderhauf, N.: VarifocalNet: An IoU-Aware Dense Object Detector, in *CVPR*, pp. 8514–8523 (2021)

—— 著者紹介 ——



大谷 まゆ

2018年に奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了後、サイバーエージェント入社。コンピュータビジョン、機械学習に関する研究に従事。

編集

Editors

Member

編集 (50音順)

石黒 祐輔 (株式会社 QualiArts)
伊藤 淳貴 (経営推進本部)
伊藤 優 (AI 事業本部)
上野 貴史 (技術人事本部)
數見 拓朗 (メディア統括本部)
上岡 雅也 (株式会社 AbemaTV)
岸 良 (株式会社 AbemaTV)
後藤 孝二 (グループ IT 推進本部)
佐藤 恒平 (技術人事本部)
杉山 仁則 (株式会社 CAM)
鈴木 元也 (メディア統括本部)

関本 育久 (技術広報)
高橋 佳那 (AI 事業本部)
田爪 裕子 (AI 事業本部)
玉川 奨 (株式会社 CyberZ)
友松 祐太 (株式会社 AI Shift)
橋爪 友莉子 (メディア統括本部)
原 和希 (株式会社 CAM)
松井 美帆 (グループ IT 推進本部)
村上 司 (経営推進本部)
山口 光太 (AI 事業本部)

デザイン

柴 尚子 (Design Factory)
横山 恵 (Design Factory)

AI / Data Technology Map Vol.2

発行日 2022年12月1日 初版
発行 株式会社サイバーエージェント
〒150-0042
東京都渋谷区宇田川町40-1 Abema Towers

© 2022 CyberAgent, Inc.

